

TABLE DES MATIÈRES

Introduction	1
CHAPITRE 1 - Gestion des ressources en eau et télédétection spatiale	3
1.1 Gestion de l'offre et de la demande en eau.....	6
1.1.1 Un contexte oppressant	6
1.1.2 Stress hydrique et Sécheresse.....	8
1.1.3 Vers une gestion intégrée des ressources en eau.....	9
1.2 La demande en eau agricole.....	11
1.2.1 Besoins en eau des cultures	12
1.2.2 Besoins nets en irrigation	20
1.2.3 Méthodes d'irrigation et impact sur la demande en eau.....	22
1.2.4 Programmation des irrigations et impact sur la demande en eau.....	26
1.3 Demande en eau agricole et observations spatiales.....	28
1.3.1 De la mesure conventionnelle à l'observation spatiale	28
1.3.2 L'observation spatiale dans le domaine agricole en 2020	29
1.3.3 Les produits issus de la télédétection par rapport à l'eau agricole.....	31
1.3.4 Les produits utilisés dans ce travail	36
1.4 Télédétection pour l'aide à la décision dans la gestion de l'eau agricole	38
1.4.1 Dimensions temporelles et spatiales de la décision.....	38
CHAPITRE 2 - Détection des événements d'irrigation à l'échelle parcellaire	43
2.1 Introduction.....	45
2.1.1 Superficies irriguées	45
2.1.2 Quantités d'irrigation	48
2.2 Méthode.....	49

2.3	Article "Potential for the Detection of Irrigation Events on Maize Plots Using Sentinel-1 Soil Moisture Products"	51
2.4	Synthèse et conclusion.....	73
CHAPITRE 3 - Analyse et prédiction de la sécheresse		75
3.1	Introduction.....	77
3.2	Méthode.....	79
3.3	Une application en ligne: MEDI "Mediterranean Drought Index"	83
3.4	Article "Analysis and Predictability of Drought In Northwest Africa Using Optical and Microwave Satellite Remote Sensing Products "	85
3.5	Synthèse et Conclusion	98
CHAPITRE 4 - Vers des scénarios de demande en eau agricole		100
4.1	Introduction.....	102
4.1.1	La question des scénarios.....	102
4.1.2	Demande en eau agricole dans la région sud-méditerranéenne.....	104
4.1.3	Scénarios dans la plaine agricole du Haouz-Mejjat au Maroc.....	107
4.2	Méthode	109
4.3	Article "Projection of irrigation water demand based on the simulation of synthetic crop coefficients and climate change"	111
4.4	Synthèse et Conclusion	127
Conclusion Générale.....		129
Bibliographie		133
Annexes		148
Modèle de bilan hydrique utilisé pour la détection des irrigations.....		148
Conférences, article de vulgarisation, logiciel.....		152
Conférence EGU Plinius, Montpellier, 2018.....		152
Abstract EGU 2020, Vienne		153
Article sur le Web de l'INSU		154
Chaîne de traitement mET-weap		155

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 Population urbaine et rurale au sud de la Méditerranée.	6
Figure 1-2 Les facteurs affectant la disponibilité et la demande en eau.	7
Figure 1-3 Surface mondiale affectée par la sécheresse selon l'intensité	9
Figure 1-4 Principaux facteurs déterminant les besoins en eau d'une culture irriguée	12
Figure 1-5 Le bilan d'énergie et le bilan de masse gouvernent l'ET.	14
Figure 1-6 Représentation simplifiée des résistances aérodynamiques et de surface	19
Figure 1-7 Besoins nets en irrigation à l'échelle de l'exploitation.....	22
Figure 1-8 Impact sur les pertes d'eau d'une irrigation pour différentes doses et dates.....	26
Figure 1-9: Capteurs satellitaires les plus fréquemment utilisés dans le domaine agricole	30
Figure 1-10 Une typologie des décisions.....	38
Figure 1-11 Approches classiques de la théorie de la décision.....	39
Figure 1-12 Principales phases de décisions dans la gestion de l'eau agricole.....	40
Figure 1-13 Calendrier des semis et récoltes des légumes de Michel Le Jardinier	41
Figure 2-1 Modification du bilan hydrique FAO-56 pour estimer l'humidité de surface.....	51
Figure 2-2 Parcelle de blé irrigué par aspersion intégrale sur la parcelle de Foradada en Catalogne..	74
Figure 3-1 Calcul et interprétation du SPI	78
Figure 3-2 Classification des situations	81
Figure 3-3 Résultat pour la province de Kairouan, Tunisie entre 2007 et 2018.....	81
Figure 3-4 Exemple de recherche d'analogues à Settât, Maroc en 2007, 2015 et 2017	82
Figure 3-5 Copie d'écran de l'application MEDI (Mediterranean Drought Index)	84
Figure 4-1 Cultures d'oliviers traditionnels et modernes dans les environs de Marrakech.....	105
Figure 4-2 Augmentation de la demande en eau en fonction de la température et Kc	106
Figure 4-3 Plaine du Haouz-Mejjat et points de prélèvement souterrains recensés en 2006.....	107
Figure 4-4 Estimation de la tendance multiannuelle par une régression linéaire de chaque mois. L'amplitude saisonnière dépend du cumul de pluie en début de saison.....	110
Figure 4-5 Modification de la demande en eau en fonction des principaux secteurs.....	128
Figure 4-6 Déstockage de la nappe Haouz-Mejjat par sous secteur.....	128

INTRODUCTION

L'objectif de ces travaux de thèse est de contribuer à l'anticipation des demandes en eau agricole à trois échelles essentielles de la prise de décision: (1) celle de l'agriculteur qui doit entre autres décider quand et combien d'eau sera déversé sur ses parcelles irriguées, (2) celle du gestionnaire de bassin versant qui doit anticiper des politiques et aménagements en fonction de l'évolution des ressources en eau et des besoins et (3) l'échelle régionale où l'on aborde en particulier la thématique de la sécheresse. La télédétection spatiale est le moyen d'observation privilégié lors de ce travail, mais étant donné la variabilité des échelles spatiales et temporelles nous avons eu recours à des ressources variées (Sentinel-1, Sentinel-2, Ascet et Modis). Le principal point commun entre ces données est qu'elles constituent des chroniques temporelles. Nous avons mobilisé des approches de modélisation et des approches statistiques afin d'essayer d'extraire des informations qui permettent d'anticiper le futur.

Le chapitre 2 s'intéresse à la détection des irrigations. En amont de ce travail, un outil a été développé pour aider au pilotage de l'irrigation (**Le Page et al., 2014**). Le modèle se base sur une approche de bilan hydrique où le développement des plantes est contrôlé par les données de télédétection spatiale. Les données météo (ET0 et pluie) sont compilées à partir de la station la plus proche. Les données d'irrigation devaient être fournies par l'utilisateur. Hors, ce dernier point est particulièrement handicapant. Une détection automatique des irrigations par télédétection spatiale serait beaucoup plus pertinente. Ce chapitre décrit la méthode que nous avons déployée pour identifier les irrigations à l'échelle de parcelles agricoles en utilisant d'une part un modèle qui simule le teneur en eau des premiers centimètres du sol, et d'autre part, un produit issu de la télédétection radar (Sentinel-1) qui estime la teneur en eau du sol. L'expérience est réalisée sur des parcelles du Sud-Ouest de la France.

Le chapitre 3 s'intéresse à la qualification et l'anticipation de la sécheresse agronomique à l'échelle régionale. L'étude est réalisée sur la zone non-désertique du Maghreb, souvent appelée la zone "utile". Des indicateurs de sécheresse sont calculés à partir

d'observations spatiales concernant la végétation, la température de surface et l'humidité du sol. Ceux-ci sont agrégés à l'échelle administrative des provinces ou wilayas. La situation de sécheresse est qualifiée sur deux axes (Végétation, Humidité du sol) permettant à la fois d'apprécier la situation et l'intensité. La situation actuelle est ensuite comparée aux situations du passé pour essayer de déterminer des situations analogues. Les situations de sécheresse peuvent ainsi être anticipées avec une certaine fiabilité avec deux mois d'avance.

Le chapitre 4 s'intéresse à des échelles temporelles de l'ordre d'une trentaine d'années. On parle alors de scénario. Lors de travaux antérieurs, nous avons démontré que les séries temporelles d'imagerie satellitaires pouvaient être utilisées comme données d'entrée pour l'estimation des besoins en eau agricole dans une approche de modélisation intégrée des ressources en eau (**Le Page et al., 2012**). Ce genre d'outil sert à évaluer l'impact de scénarios futurs, hors il est évident que les mesures de télédétection ne sont pas disponibles dans le futur. Il fallait donc proposer un mécanisme pour construire des scénarios de demande en eau agricole. Nous avons proposé une approche basée sur un tendancier des coefficients culturaux. ce tendancier est calculé par régressions multiples sur chacun des secteurs irrigués de la zone d'étude. Le système d'équations ainsi obtenu peut ensuite être modifié pour simuler des scénarios alternatifs. La validation de l'approche a suggéré que l'approche est valide pour une durée de deux fois la période d'entraînement (soit environ 40 ans) si aucune perturbation importante ne survient. L'étude est effectuée dans le cadre du bassin versant du Tensift au Maroc.

CHAPITRE 1 - GESTION DES RESSOURCES EN EAU ET TELEDETECTION SPATIALE

CHAPITRE 1 -	Gestion des ressources en eau et télédétection spatiale	3
1.1	Gestion de l'offre et de la demande en eau.....	6
1.1.1	Un contexte oppressant	6
1.1.2	Stress hydrique et Sécheresse.....	8
1.1.3	Vers une gestion intégrée des ressources en eau	9
1.2	La demande en eau agricole.....	11
1.2.1	Besoins en eau des cultures	12
1.2.2	Besoins nets en irrigation	20
1.2.3	Méthodes d'irrigation et impact sur la demande en eau.....	22
1.2.4	Programmation des irrigations et impact sur la demande en eau.....	26
1.3	Demande en eau agricole et observations spatiales.....	28
1.3.1	De la mesure conventionnelle à l'observation spatiale	28
1.3.2	L'observation spatiale dans le domaine agricole en 2020	29
1.3.3	Les produits issus de la télédétection par rapport à l'eau agricole.....	31
1.3.4	Les produits utilisés dans ce travail	36
1.4	Télédétection pour l'aide à la décision dans la gestion de l'eau agricole	38
1.4.1	Dimensions temporelles et spatiales de la décision.....	38

Ce chapitre contient des extraits tirés de :

Belaqziz, S., **M. Le Page**, C. Aparicio, M.H. Kharrou, S. Khabba, A. El Fazziki, P. Hennigan, et L. Jarlan. « Simulating Negotiations over Limited Water Resources: A Multi-Agent System Approach for Irrigation Systems Facilitates the Analysis of the Decision-making Process ». *Conductual, International Journal of Interbehaviorism and Behavior Analysis* 4, no 2 (2016): 116–135, ISSN: 2340-0242

Courault, D., V. Demarez, M. Guérif, **M. Le Page**, V. Simonneaux, S. Ferrant, et A. Veloso. *Contribution of Remote Sensing for Crop and Water Monitoring*, 2016. <https://doi.org/10.1016/B978-1-78548-103-1.50004-2>.

Courault, D., **M. Le Page**, L. Jarlan, et S. Khabba. « Quels sont les capteurs et les méthodes disponibles en télédétection pour aider à la gestion de l'eau ? » In *L'eau en milieu agricole*. éditions Quae, 2020. <https://doi.org/10.35690/978-2-7592-3124-9>.

Le Page, M., Y. Fakir, et J. Aouissi. « Modeling for Integrated Water Resources Management in the Mediterranean Region ». In *Water Resources in the Mediterranean Region*, 157-90. Elsevier, 2020. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818086-0.00007-8>.

Tramblay Y., A. Koutroulis, L. Samaniego, S. Vicente-Serrano, F. Volaire, A. Boone, **M. Le Page**, MC Llasat, C. Albergel, S. Burak, M. Cailleret, K. Cindrić Kalin, H. Davi, JL Dupuy, P. Greve, M. Grillakis, L. Hanich, L. Jarlan, N. Martin, J. Martinez-Vilalta, F. Mouillot, D. Pulido-Velazquez, P. Quintana-Seguí, D. Renard, M. Turco, M. Türkes, R. Trigo, JP Vidal, A. Vilagrosa, M. Zribi, J. Polcher, Challenges for drought assessment in the Mediterranean region under future climate scenarios, *Earth Science Review*, 2020, under second revision.

Les besoins alimentaires croissants et les progrès hydrauliques ont conduit à une croissance importante des quantités mobilisées pour l'irrigation. Les tendances constatées du climat et de la démographie vont probablement accentuer cela. Ainsi, certains pays dédient aujourd'hui un pourcentage très important de l'eau mobilisée vers l'irrigation (par exemple 85% au Maroc). L'eau peut également être mobilisée excessivement conduisant à une surexploitation des ressources. Des baisses importantes ($>2\text{m/an}$) et constantes des niveaux phréatiques sont observées dans plusieurs régions (au Maroc et en Tunisie par exemple). En dehors de la coûteuse technique de désalinisation (notamment utilisé en Algérie et au sud de l'Espagne) qui permet d'augmenter l'offre, ou de la restriction des surfaces irriguées, une action sur la demande en eau agricole représente le principal levier d'économie d'eau. Des politiques publiques ambitieuses encouragent la modernisation des pratiques (irrigation localisée, water harvesting, irrigation déficitaire, réutilisation des eaux usées...). Elles restent majoritairement inadaptées à cause d'une régulation permissive entraînant un gaspillage de l'eau et une extension des surfaces irriguées.

La télédétection spatiale offre une vision synoptique dans le temps et l'espace sur l'état des surfaces continentales. Elle concerne entre autres l'état du sol, de la végétation, etc. La longueur de certaines séries temporelles, la haute résolution temporelle et spatiale, la variété des observations, le caractère opérationnel de certaines missions spatiales permettent d'utiliser ces données pour anticiper les demandes en eau à court, moyen et long terme, et ainsi participer au processus décisionnel.

1.1 GESTION DE L'OFFRE ET DE LA DEMANDE EN EAU

1.1.1 UN CONTEXTE OPPRESSANT

Les ressources en eau sont soumises à une pression croissante par la croissance démographique et l'amélioration du niveau de vie (**Global Water Partnership, 2000**). La population a été multipliée par trois au cours du XXe siècle et atteindra 10 milliards de personnes d'ici 2050. L'agriculture doit satisfaire les besoins alimentaires croissants en augmentant notamment les surfaces et intensités cultivées (**Chen et al., 2019**). La production (et consommation) mondiale de céréales a plus que doublé durant les 50 dernières années et cette tendance semble s'accélérer (**Kogan, 2019**). Cette pression accrue est particulièrement vraie dans le sud du pourtour méditerranéen où les ressources en eau sont faibles et la dynamique démographique est forte (Figure 1-1).

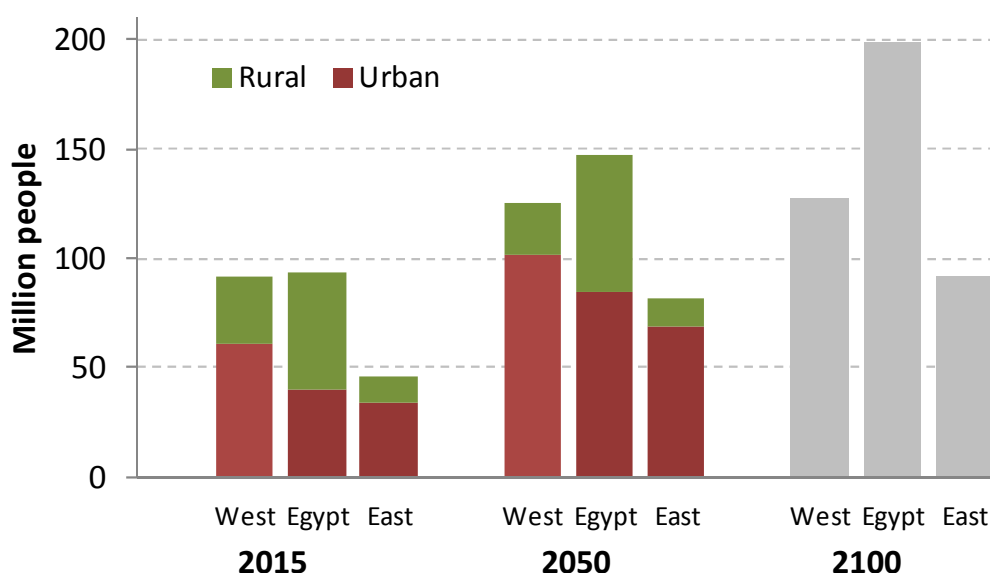


Figure 1-1 Population urbaine et rurale au sud de la Méditerranée, d'après la base de données Aquastat (FAO, 2016).

Les facteurs affectant la disponibilité et la demande en eau sont illustrés dans la Figure 1-2. La croissance démographique augmente les besoins en nourriture impulsant les besoins en eau du secteur agricole. Les migrations de la campagne vers les villes se poursuivent, accompagnées d'une amélioration des conditions sanitaires provoquant la croissance de la demande en eau urbaine et industrielle. Les ressources en eau d'abord non régulées sont de plus en plus contrôlées (barrages, transfert inter-bassin, désalinisation). En cas d'insuffisance de la ressource mobilisée, on entre dans une phase

de pénurie qui peut être complétée par une exploitation non régulée des ressources encore disponibles. Les ressources en eau sont renouvelées annuellement par les précipitations. Les précipitations neigeuses ont l'avantage de créer naturellement un stock d'eau qui est libéré lorsque les températures se réchauffent. La variabilité inter-annuelle des précipitations donne lieu à des périodes de surabondance ou de sécheresse. L'évolution annoncée du climat rendra probablement cette variabilité plus erratique.

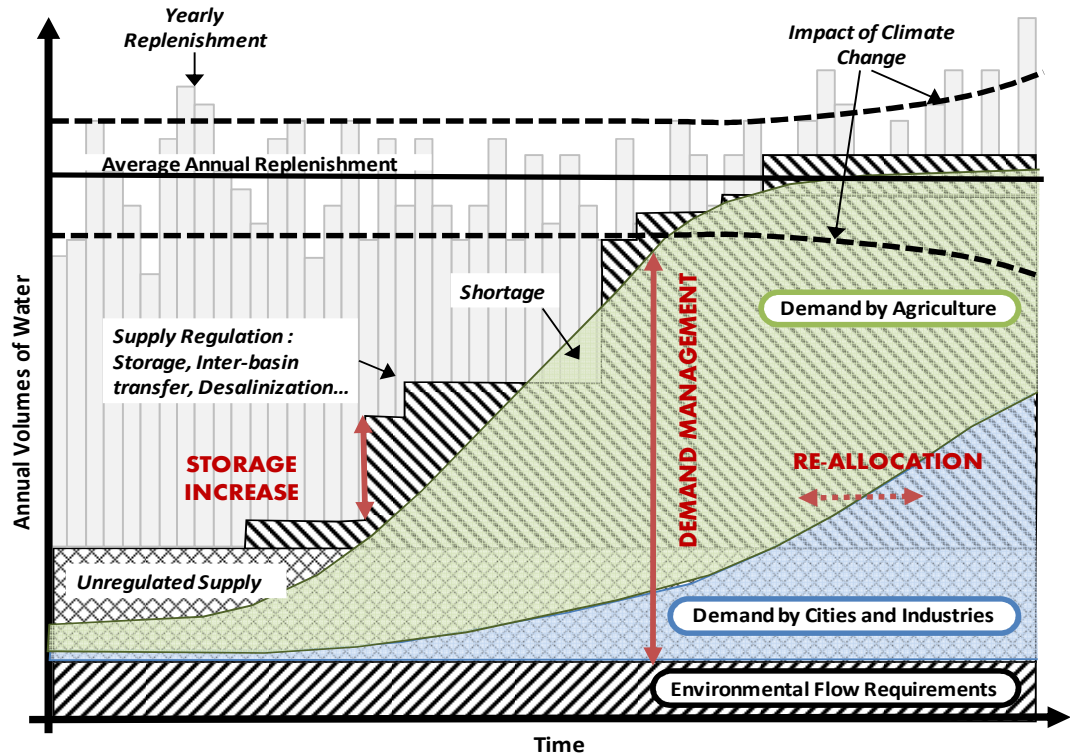


Figure 1-2 Les facteurs affectant la disponibilité et la demande en eau. Modifié de (FAO, 2012).

Lorsque la mobilisation conventionnelle des ressources en eau ne peut plus augmenter le stock disponible, l'augmentation de la demande est stoppée. La gestion par l'offre (un mode de gestion tourné vers une mobilisation accrue des ressources. Dans la Figure 1-2, elle est identifiée comme Storage Increase) peut éventuellement recourir à des ressources en eau externes. Ces ressources ont cependant d'importants coûts économiques (désalinisation) ou politiques (transferts inter-bassin). Les stocks d'eau souterraines plus difficiles à réguler peuvent également être surexploités temporairement.

Il s'agit alors d'agir sur la demande (Demand Management sur la Figure 1-2). Très schématiquement, il s'agit soit de contrôler l'augmentation de la demande, soit d'effectuer une réallocation de l'offre entre les secteurs (Re-allocation sur la Figure 1-2). La gestion de la demande doit prendre en compte les variations de l'offre en fonction des variations naturelles (précipitation), des diminutions dues aux activités humaines (pollution) et des besoins écosystémiques qu'ils soient légiférés ou non.

Plusieurs pays sont déjà entrés dans une ère de pénurie d'eau (**Seckler et al., 1998**) ou peuvent être classés dans la catégorie de rareté de l'eau (**Wallace, 2000; Rijsberman, 2006; FAO, 2012; Bazza et al., 2018; FAO, 2018**). La concurrence et les conflits concernant les ressources en eau douce s'intensifient (**Daoudy, 2005**). Les activités humaines provoquent des pollutions domestiques, agricoles et industrielles qui sont transportées par les flux d'eau. La pollution se concentre dans les rivières et en aval, menaçant la santé humaine et les écosystèmes. À l'inverse, si les ressources en eau diminuent, la concentration de polluants augmentera, ce qui accroîtra leur impact sur la qualité de l'eau. Au tournant du XXI^e siècle, l'approche sectorielle des ressources en eau était également perçue comme déficiente en raison d'une gestion fragmentée et non coordonnée des ressources en eau (**Molle, 2017**), si bien qu'un scénario oppressant à la "tragédie des communs" (**Hardin, 1968**) est parfois envisagé.

1.1.2 STRESS HYDRIQUE ET SECHERESSE

Le manque d'eau peut être imaginé comme un risque, c'est-à-dire en terme d'aléa et de vulnérabilité. L'aléa est le déficit pluviométrique. La vulnérabilité est caractérisée par l'impact sur les éléments affectés. Le manque de pluie impacte directement le contenu en eau des sols et en conséquence le fonctionnement des cultures. Il impacte également le stockage de l'eau: manteau neigeux, cours d'eau, nappes souterraines. Un manque d'eau momentané et localisé provoque un stress hydrique qui ne remet pas en question le pronostic vital. Cependant, le stress hydrique peut être particulièrement affligeant durant certaines phases critiques comme par exemple lors du tallage ou la floraison des plantes. La sécheresse concerne un manque d'eau prolongé et sur une grande étendue. Le terme de sécheresse météorologique correspond typiquement à l'aléa. Elle est caractérisée par un déficit du cumul de pluviométrie. La sécheresse agricole (édaphique, agronomique) est générée par une humidité du sol faible et prolongée qui impacte cultures et végétation naturelle. Enfin, la sécheresse hydrologique affecte les cours d'eau et les nappes souterraines (**Soubeyroux et al., 2012**).

Les aléas pluviométriques font partie de la variabilité naturelle du climat, cependant les périodes de sécheresse semblent dorénavant plus récurrentes. **Kogan et al., (2020)** ont montré que les surfaces affectées par la sécheresse ont une nette tendance positive, en particulier depuis le début des années 2000. (Figure 1-3). La production de céréales peut être réduite de 10 à 35% selon l'intensité de la sécheresse (**Kogan, 2019**). Dans un monde devenu plus vulnérable par l'extension et l'intensification des cultures agricoles, il est important d'anticiper et de gérer au mieux les périodes de stress hydrique et de sécheresse.

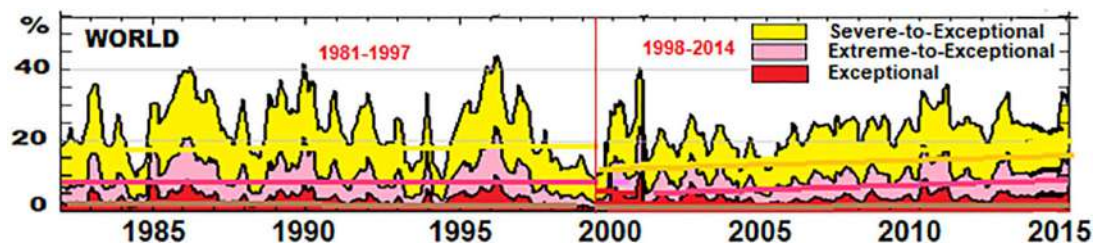


Figure 1-3 Surface mondiale affectée par la sécheresse selon l'intensité. (Source: Kogan et al., 2020)

1.1.3 VERS UNE GESTION INTEGREE DES RESSOURCES EN EAU

La gestion des bassins versants existe depuis des millénaires (**Wang et al., 2016**), néanmoins, une approche holistique et ascendante (**Loucks et al., 2005**) n'a émergé que depuis les années 1970. **Darghouth et al. (2008)** considèrent que le passage d'une approche " dirigée par l'ingénieur " à une approche participative s'est effectivement produit au cours des années 1990. Divers auteurs s'accordent à situer la naissance de la Gestion Intégrée des Ressources en Eau (GIRE) à l'année 1992 avec la conférence mondiale de Dublin et le Sommet Mondial de Rio (**Global Water Partnership, 2000; Loucks et al., 2005; Darghouth et al., 2008; Borchardt et al., 2016**). L'Agenda 21 (**UN-Division of Sustainable Development, 1992**) a intégré au chapitre 18 que tous les États pourraient mettre en place la base institutionnelle de la GIRE d'ici l'an 2000 et ont réalisé des sous-secteurs de tous les domaines de programme relatifs à l'eau douce d'ici 2025. La déclaration de Dublin sur l'eau et le développement durable a émis quatre principes directeurs :

- L'eau douce est une ressource limitée et vulnérable, essentielle à la vie, au développement et à l'environnement

- La mise en valeur et la gestion de l'eau devraient être fondées sur une approche participative, impliquant les utilisateurs, les planificateurs et les décideurs politiques à tous les niveaux
- Les femmes jouent un rôle central dans l'approvisionnement, la gestion et la sauvegarde de l'eau
- L'eau a une valeur économique dans toutes ses utilisations concurrentes et devrait être reconnue comme un bien économique

Au début du XXI^{ème} siècle, de nombreux pays ont adopté les lignes directrices de l'Agenda 21 et la GIRE - une enquête de 2008 a montré que 22 % des pays du monde avaient mis en œuvre des plans de GIRE, tandis que 37 % l'avaient partiellement mis en œuvre (**UN-Water, 2008**) - qui a été définie comme "un processus qui favorise le développement et la gestion coordonnés de l'eau, des terres et des ressources connexes, afin de maximiser le bien-être économique et social qui en résulte de manière équitable sans compromettre la durabilité des écosystèmes vitaux. " (Partenariat mondial pour l'eau, 2000). Néanmoins, après quelques années d'expérimentation du processus, un certain scepticisme est apparu. (**Biswas, 2004**) a critiqué un concept flou en se demandant quel aspect devrait être intégré et en soulignant les difficultés de mise en œuvre. (**Molle, 2008**) a qualifié la GIRE de concept de nirvana, une image idéale de ce à quoi le monde devrait tendre, mais qui est inaccessible. Après les années de candide et de scepticisme, la GIRE a évolué de la théorie à la pratique. La réforme australienne de l'eau, largement évoquée dans (**Hart and Doolan, 2017**), est un excellent exemple de cette évolution. Elle comprend la transformation de la répartition de l'eau, l'amélioration de la gestion environnementale, la réforme de la tarification des services d'eau, la modernisation des institutions, l'engagement de la communauté et des parties prenantes et l'amélioration des informations et des connaissances sur l'eau. La GIRE est donc une approche holistique de la gestion de l'eau qui implique des aspects techniques, économiques, financiers et institutionnels (**Loucks et al., 2005**). La GIRE s'inscrit dans un cercle vertueux de connaissances alimenté par l'approche participative afin que les institutions puissent jouer leur rôle décisionnel dans les meilleures conditions de transparence. Pour **Borchardt and Ibisch (2013)**, les liens étroits et les compromis importants entre la sécurité de l'eau, la sécurité alimentaire et la sécurité énergétique signifient que la GIRE doit également être considérée comme un processus exploratoire.

1.2 LA DEMANDE EN EAU AGRICOLE

Le manque d'eau empêche la bonne croissance, développement, ou rendement des cultures. L'irrigation est indispensable dans les régions arides ou semi-arides. Dans les régions au climat plus tempéré, l'irrigation reste désirable pour éviter des pertes agricoles lors de périodes de sécheresse (**USDA-NRCS, 1993**). La quantification de la demande en eau d'irrigation s'insère dans le schéma du continuum sol-plante-atmosphère qui s'insère lui-même dans le schéma du cycle de l'eau et fait donc intervenir des aspects de gestion de la ressource en eau (Figure 1-4). La plante fait le lien entre l'atmosphère grâce à ses organes aériens (tronc, tiges, feuilles, fleurs) et le sol grâce à ses organes souterrains (les racines). Elle réagit aux conditions atmosphériques (pluie, rayonnement, température, vent ...) en fonction de ses stades de développement pour réguler sa consommation en eau. Lorsque les apports en eau naturels sont insuffisants, la plante freine, voire arrête de fonctionner. Pour atteindre les objectifs de production agricole, l'agriculteur peut décider d'implémenter un système d'irrigation qu'il gèrera à sa guise. C'est la raison pour laquelle, il faut identifier les surfaces équipées pour l'irrigation, les surfaces effectivement irriguées, et la façon dont sont pratiquées les irrigations. Il faut différencier les besoins en eau des cultures, les besoins nets en irrigation et les besoins bruts en irrigation.

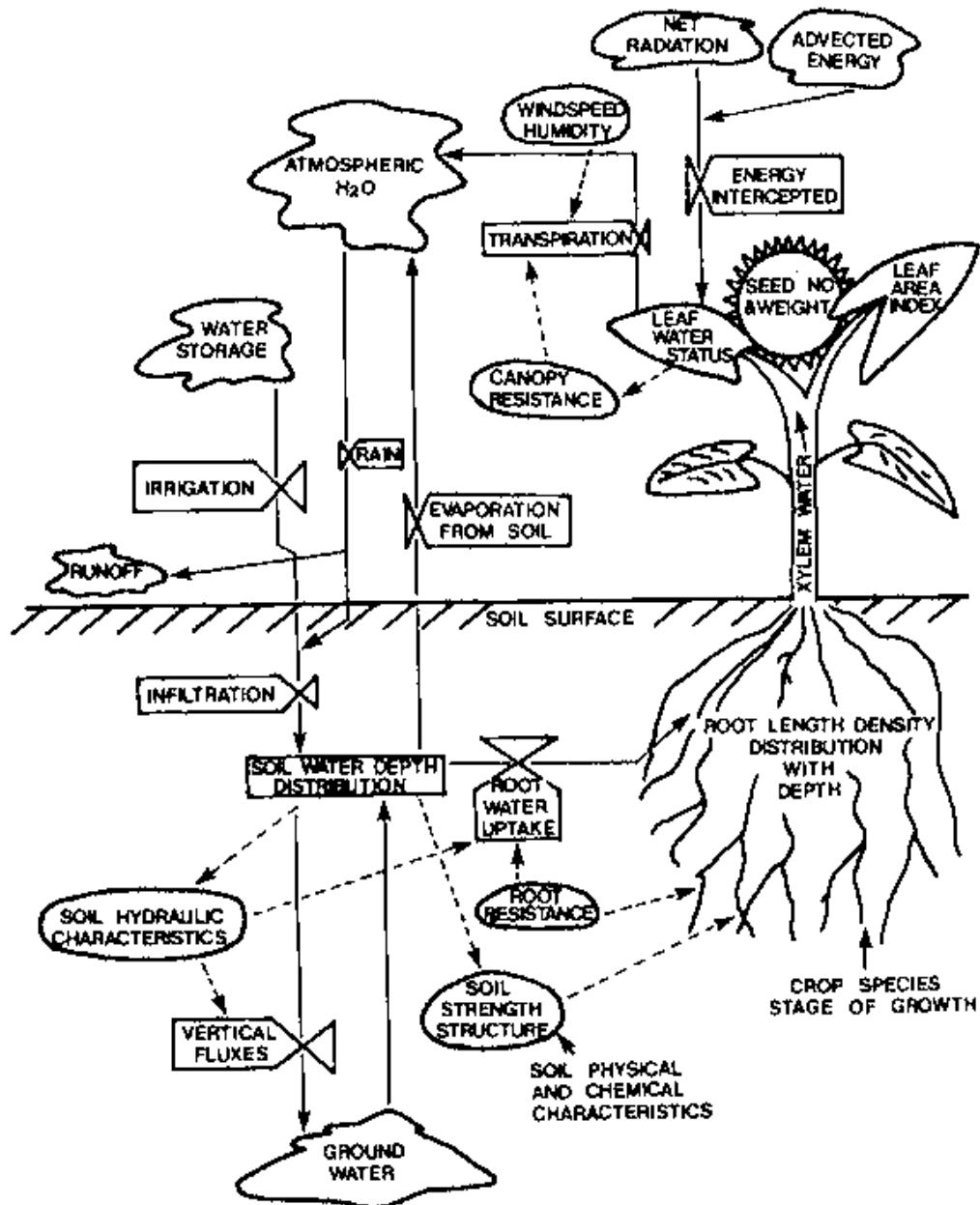


Figure 1-4 Diagramme des principaux facteurs déterminant les besoins en eau d'une culture irriguée (Source: FAO, 1985)

1.2.1 BESOINS EN EAU DES CULTURES

Les besoins en eau des cultures sont déterminés par l'objectif de production agricole. Ils peuvent par exemple correspondre à un objectif de biomasse maximal, un objectif de rendement en grains ou fruits maximal, ou à un objectif de qualité (calibre, teneur en eau, teneur en huile...). Cependant, l'estimation des besoins en eau des cultures est couramment réduite à un objectif de transpiration maximale de la culture.

La transpiration de la végétation est l'une des deux composantes de l'évapotranspiration (ET), l'autre étant l'évaporation du sol. La transpiration est le processus par lequel la vapeur d'eau est libérée par les stomates d'une feuille et transportée vers l'atmosphère. L'évaporation est le processus par lequel l'eau contenue dans le sol ou interceptée par le couvert au cours d'un événement de précipitation est libérée en vapeur d'eau puis transportée vers l'atmosphère. Hormis le recours à des techniques avancées (isotopie, micro-lysimètre, poromètre flux de sève), il est difficile de mesurer séparément les deux composantes (**Aouade et al., 2016**). De façon pratique les eaux de pluie et d'irrigation (hors irrigation localisée) alimentent les deux composantes. Il a été démontré qu'une relation directe pouvait être établie entre le rendement et l'évapotranspiration (**Steduto et al., 2012**). Le besoin en eau des plantes est ainsi couramment estimé par l'eau nécessaire pour satisfaire la transpiration maximale de la culture.

L'évapotranspiration (ET) est également un terme très important du cycle de l'eau. Ce flux représente en moyenne 64% des flux d'eau sortant des surfaces continentales (**Trenberth et al., 2007**) et c'est le terme le plus incertain (**Jasechko et al., 2013**).

1.2.1.1 LE PROCESSUS D'EVAPOTRANSPIRATION

Les processus moléculaires, biologiques, physiques ou autres qui expliquent comment l'eau liquide du sol et de la végétation est transférée sous forme de vapeur d'eau vers l'atmosphère sont complexes et interconnectés. L'ET est influencée par les processus qui ont lieu et interagissent dans l'atmosphère, dans la plante et dans le sol. Deux composantes fondamentales régissent l'ET (Figure 1-5): (1) Le bilan d'énergie qui détermine le flux de chaleur latente λE (ou LE) et (2) Le bilan de masse qui détermine la vitesse à laquelle la vapeur d'eau se déplace de la surface vers l'atmosphère.

Le bilan d'énergie simplifié permet de déterminer λE :

$$\lambda E = R_n - H - G \quad (\text{eq. 1-1})$$

où R_n est le rayonnement net, H le flux de chaleur sensible et G le flux de chaleur dans le sol.

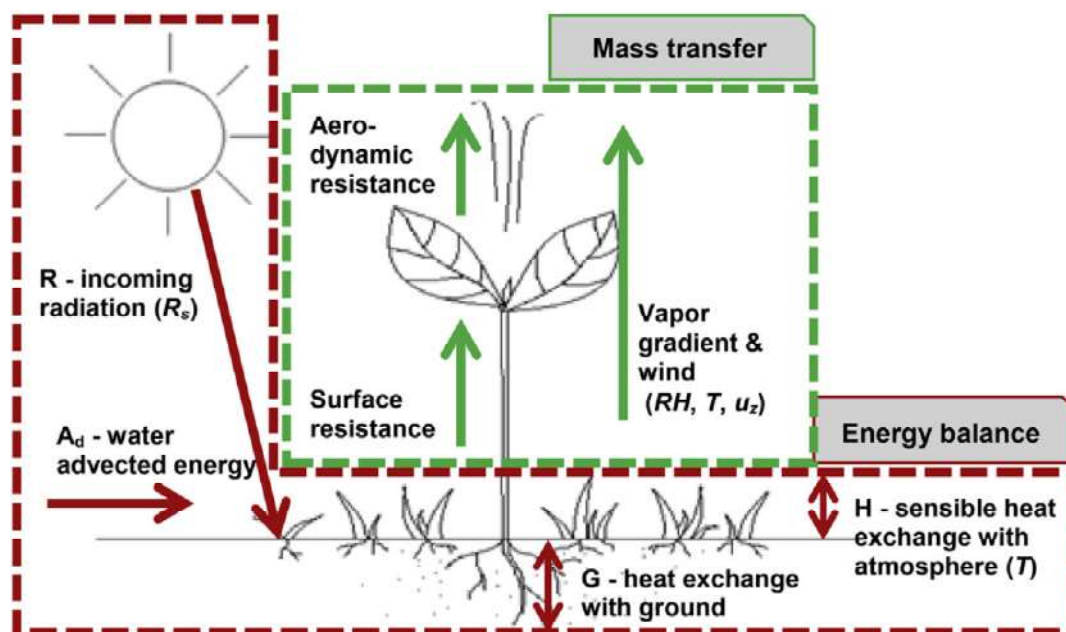


Figure 1-5 Le bilan d'énergie et le bilan de masse gouvernent l'ET. Source: Guo et al., 2016. Dans ce schéma, la résistance de surface intègre la résistance du sol et celle de la canopée.

Le bilan de masse du transfert de vapeur d'eau est expliqué par **McMahon et al. (2013)** : Deux processus interviennent dans l'échange de molécules d'eau entre la surface de l'eau et l'air. La condensation est le processus de capture des molécules qui se déplacent de l'air vers la surface et la vaporisation est le mouvement des molécules loin de la surface. La différence entre le taux de vaporisation, qui est fonction de la température, et du taux de condensation, qui est fonction de la pression de vapeur, est le taux d'évaporation. Le transfert de masse de la vapeur d'eau est influencé par le gradient de vapeur (c'est-à-dire la différence entre la pression de vapeur saturée e_s et la pression de vapeur réelle e_a , qui est liée à l'humidité relative RH et à la température T) et la vitesse du vent u_z . Au-dessus de la surface d'évaporation, une fine couche turbulente offre une résistance au flux d'évaporation, c'est la résistance aérodynamique (**Penman, 1948**). Les feuilles des plantes offrent également une résistance car la transpiration est régulée par le degré d'ouverture stomatale des feuilles (**Monteith, 1965**).

1.2.1.2 MESURE DE L'EVAPOTRANSPIRATION

L'ET réelle d'une culture peut être mesurée directement ou indirectement. Dans un très court article d'une revue généraliste, **Shuttleworth (2008)** a identifié quatre grandes catégories de mesure:

- Mesures du bilan hydrique: bassin classe A, bilan hydrologique d'un bassin versant, lysimètre, contenu en eau du sol, Cosmic Ray Probe
- Mesure du transfert de vapeur d'eau: Bowen ratio, eddy-covariance
- Mesure de certaines composantes de l'ET: mesure de la transpiration par flux de sève ou poromètre, mesure de la pluie interceptée par la végétation, mesure de l'évaporation du sol par microlysimètre.
- Mesures à large échelle: scintillométrie, estimation par télédétection spatiale, LIDAR.

Les deux principales méthodes de mesure directe de transfert de vapeur d'eau à l'échelle d'une parcelle agricole sont les systèmes Bowen ratio et Eddy-covariance.

Le système Bowen ratio est une méthode proposée dans les années 1920. Il s'agit de calculer l'ET sous forme de chaleur latente à partir du bilan d'énergie de surface en utilisant le rapport entre la chaleur sensible et la chaleur latente (rapport de Bowen) dérivé du rapport entre les gradients verticaux de température et d'humidité atmosphériques mesurés à quelques mètres au-dessus de la végétation. Cette méthode de mesure est relativement économique et fonctionne bien pour les cultures basses et la végétation naturelle. Cette méthode fonctionne moins bien lorsque le gradient atmosphérique est faible (végétation haute) ou négatif (levé et couché du soleil). Selon Shuttleworth, les erreurs de mesure sont estimées entre 5 et 15% , entre 10 et 20 % selon **Allen et al. (2011)**.

Le système eddy-covariance calcule l'ET grâce à la corrélation entre les fluctuations de la vitesse verticale du vent et l'humidité atmosphérique mesurée à haute fréquence (~10-20 Hz) à quelques mètres au-dessus de la végétation. Cette technique permet de mesurer le flux de H₂O comme d'autres gaz (CO₂, CH₄, N₂O). Le système a été considérablement amélioré, rendu plus robuste et moins onéreux si bien qu'il est aujourd'hui non seulement utilisé pour la micrométéorologie que dans plusieurs champs thématiques (**Burba, 2013**). Shuttleworth considère que ce système effectue une sous-estimation systématique de 25%, mais que cette erreur peut être ramenée entre 5 et 15% en effectuant une correction du bilan d'énergie par la méthode du Bowen ratio. Allen considère que les erreurs de fermetures du bilan d'énergie peuvent être de l'ordre de 10 à 30%, mais que de nombreuses sources d'erreurs existent si bien qu'un utilisateur inexpérimenté peut atteindre des erreurs de l'ordre de 30 à 50%.

1.2.1.3 TERMINOLOGIE DE L'EVAPOTRANSPIRATION

- L'évapotranspiration réelle E_{Tr} (Actual evapotranspiration, E_{Ta}) est la quantité réelle d'eau retirée d'une surface par les processus d'évaporation et de transpiration. L'humidité du sol est réelle, et la végétation, son stade de développement physiologique et son état de santé sont réels. C'est la quantité qui est mesurée par instrument in situ, dans les marges d'erreur que l'on a déjà énoncées. Outre E_{Ta} , plusieurs autres quantités plus théoriques doivent être définies :
- L'ET potentielle (ET_p ou λET_p en terme d'énergie) est aussi appelée ET Maximale (ETM). L'adjectif "potentiel" a été proposé la même année par Thornwaite et Penman (1948) et a ensuite donné lieu à plusieurs redéfinitions. Il s'agit de l'ET d'une surface uniformément recouverte par une culture donnée en parfaite santé à un stade de développement donné qui a un accès illimité en eau dans le sol. ET_p peut être observée dans la nature pendant une période relativement courte (évaporation de l'eau libre des feuilles) juste après une pluie, une forte rosée ou une irrigation par aspersion. Ce terme est équivalent au terme ET_c (Evapotranspiration d'une culture de l'approche FAO-56).
- L'évapotranspiration de référence (ET_0) est l' ET_p d'une culture de référence. L'approche FAO-56 a consacré le gazon comme la culture de référence (**Allen et al., 1998**), cependant la luzerne est favorisée par l'American Society of Civil Engineers (**Jensen et al., 2016**).
- Le terme $ET_{c_{ad}}$ (évapotranspiration des cultures ajustée) a été proposé par la méthode FAO-56. Un ajustement d' ET_c est effectué en fonction du contenu en eau dans le sol. Cette quantité est intermédiaire entre ET_c et ET_r .

1.2.1.4 ESTIMATION DE L'EVAPOTRANSPIRATION JOURNALIERE

Shuttleworth (2012) différencie clairement les modèles souvent simplifiés qui permettent d'estimer l'ET journalière des modèles à haute résolution temporelle qui résolvent à la fois les transferts d'eau et les transferts d'énergie dans le continuum Sol-Végétation-Atmosphère (SVATS), et aussi plus récemment les transferts de CO_2 . L'Objectif des SVATS est de spécifier les conditions aux limites inférieures dans les modèles atmosphériques, les conditions aux limites supérieures dans les modèles hydrologiques (un bon nombre de modèles hydrologiques fonctionnent cependant à des pas de temps égal ou supérieur à la journée). Nous n'abordons pas ces hautes résolutions temporelles dans ce travail.

Plusieurs auteurs ont récemment synthétisé les différentes approches pour estimer l'évapotranspiration journalière, comme par exemple **Katerji and Rana (2011)**, **Abtew and Melesse (2013)**, **McMahon et al. (2013)**, **Guo et al. (2016)**, **Jensen et al. (2016)**, **Waller and Yitayew, (2016)**, **Cuxart and Boone, (2020)**.

Un certain nombre d'expressions ont été dérivées pour estimer ETp. Les plus simples mettent en corrélation ETp avec l'irradiation solaire, ou avec la température comme son substitut. Ainsi, l'équation de Blaney-Criddle (eq. 1-2) dépend uniquement de la température moyenne de la journée (T_{mean} , C°), p étant le pourcentage d'heures d'ensoleillement. L'équation de Hargreaves-Samani (eq. 1-3) est celle qui est recommandée par la FAO lorsque l'on dispose uniquement de mesures de température de l'air. Elle dépend de la température moyenne (T_{mean} , C°) et de l'amplitude de température ($T_{max}-T_{min}$, C°) de la journée. Le rayonnement atmosphérique R_a (MJ.m⁻².d⁻¹) est calculé par les équations astronomiques de la position du soleil. Le coefficient p qui doit être calibré localement a une valeur par défaut de 0.0023.

$$ET_{BC} = p \cdot (0.457 \cdot T_{mean} + 8.128) \quad (\text{eq. 1-2})$$

$$ET_{HS} = p \cdot R_a \cdot (T_{mean} + 17.8)(T_{max} - T_{min})^{0.5} \quad (\text{eq. 1-3})$$

Les différents auteurs qui se sont attelés à la question sont d'accord pour affirmer que le point de départ de la définition moderne de l'ET peut être située en 1948 avec les travaux de Penman. Penman a combiné le bilan d'énergie et le transfert de masse pour dériver une équation de l'évaporation d'une surface d'eau libre à partir de mesures météo standards (rayonnement, température, humidité relative, et vitesse du vent) (**Allen et al., 1998**). Pour cela, Penman a pris $R_n - G$ comme étant l'énergie disponible et exprimé le flux H et l'ETp sous forme de résistances. Pour isoler ETp de cette équation, il a dû i) supposer une surface saturée de sorte que la pression de vapeur est considérée saturée, c'est-à-dire $e_s = e_{sat}(T_s)$, ii) imposer une variation linéaire locale de e_{sat} avec la température permettant d'estimer $e_{sat}(T_s)$ à partir de $e_{sat}(T_{air})$, une approximation qui vaut pour de petits gradients de température verticaux, iii) prendre les résistances aérodynamiques égales pour la chaleur et l'humidité (**Cuxart and Boone, 2020**). Cette méthode dite de combinaison a été perfectionnée par de nombreux chercheurs et étendue aux surfaces cultivées, simultanément (1965) et indépendamment par Monteith et Rijtema.

L'équation de Penman-Monteith s'écrit sous la forme suivante:

$$\lambda ET_p = \frac{\Delta(Rn - G) + \rho_a C_p \frac{(e_s - e_a)}{r_a}}{\Delta + \gamma(1 + r_s/r_a)} \quad (\text{eq. 1-4})$$

où les constantes sont:

λ = Chaleur latente de la vaporisation qui à 20°C est égal à 2.45 MJ.kg⁻¹

ρ_a = la densité moyenne de l'air à pression constante: environ 1.246 kg.m⁻³ au niveau de la mer

C_p = la chaleur spécifique de l'air: 1013 J . kg⁻¹ . °C⁻¹

et les variables sont:

Δ = la pente de la relation entre la pression de vapeur saturante et la température de l'air (kPaC⁻¹)

(Rn -G) = l'énergie disponible est égale au rayonnement net (Rn) - le flux de chaleur du sol (G) en M.J.m⁻².day⁻¹

($e_s - e_a$) = la pression de vapeur déficit de l'air (kPa)

γ = constante psychrométrique (kPa.C⁻¹)

Ce modèle utilise deux résistances qui fonctionnent en série (Figure 1-6):

r_a = La résistance aérodynamique contrôle l'élimination de la vapeur d'eau de la surface de la plante dans des conditions de stabilité neutres. r_a peut être déterminé en fonction de la hauteur du couvert et de la vitesse du vent.

r_s = La résistance de surface "globale" (bulk) contrôle le flux de vapeur qui s'extirpe de la plante qui transpire et du sol qui s'évapore vers la surface. Ce paramètre est donc très complexe.

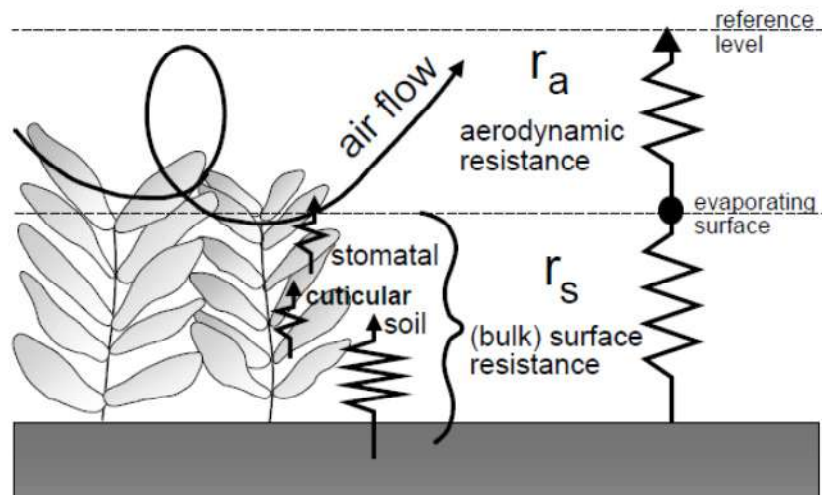


Figure 1-6 Représentation simplifiée des résistances aérodynamiques et de surface.

Source: Allen et al., 1998

Allen et al. (1998) ont bien indiqué que les processus d'échanges dans une couche de végétation sont trop complexes pour être pleinement décrits par deux simples facteurs de résistance, cependant on peut obtenir de bonnes corrélations entre les taux d'évapotranspiration mesurés et calculés, en particulier pour une culture de référence.

En 1990, un panel d'experts a défini que la culture de référence hypothétique comme un gazon d'une hauteur de 0.12m, avec une résistance de surface de 70 s.m-1 et un albedo de 0.23. L'ETp de ce couvert est appelée l'évapotranspiration de référence ET0. Après introduction des constantes liées au couvert de référence et passage à la durée journalière, l'équation de ET0 a été formulée de la façon suivante :

$$ET0 = \frac{0.408\Delta(Rn - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (\text{eq. 1-5})$$

où:

ET0 = Evapotranspiration de référence (mm.day-1)

T = Température moyenne de l'air à 2 mètres (C°)

u2 = vitesse du vent à 2 mètres (m.s-1)

La luzerne est souvent utilisée comme la culture de référence, et est notamment recommandée par l'ASCE. Dans ce cas, hauteur=0.5m, rs=45s.m-1 et albedo=0.23m.s-1. ET0 d'une culture haute (tall crop=tc) devient:

$$ET_{0tc} = \frac{0.408\Delta(Rn - G) + \gamma \frac{1600}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.38u_2)} \quad (\text{eq. 1-6})$$

Le calcul de l'évapotranspiration à taux potentiel d'une culture quelconque (ET_c) peut être dérivé directement d'Eq. 1-4 si l'on est à même d'estimer la résistance de surface et de disposer des mesures de T, u₂, RH et R_n à la localisation de la culture étudiée (**D'Urso, 2010**). La FAO recommande quant à elle de calculer E_tc indirectement en multipliant E₀t par un coefficient cultural K_c (eq. 1-7). Ce coefficient cultural est une alternative empirique qui représente les écarts de la culture étudiée à la culture de références : maladie, techniques d'irrigation.

$$ET_c = K_c \cdot ET_0 \quad (\text{eq. 1-7})$$

Des raffinements ont été apportés à ces approches, notamment par Shuttleworth en 2006 et Shuttleworth et Wallace en 2009.

Une fois que ET_p d'une culture a pu être estimée, il s'agit d'effectuer une estimation de l'ET en condition réelle. Les deux principaux facteurs pouvant restreindre l'ET sont la salinisation du sol et la difficulté à extraire l'eau du sol (stress hydrique). Ce dernier est typiquement calculé à travers une fonction de la teneur en eau du sol θ_s. Dans la méthode FAO-56, ce coefficient de stress est appelé K_s, et l'estimation d'ET_a est appelée ET_{cadj}

$$ET_{cadj} = f(\theta_s) ET_c \quad (\text{eq. 1-8})$$

1.2.2 BESOINS NETS EN IRRIGATION

L'eau, qui est absolument nécessaire au fonctionnement des plantes, est apportée soit par les précipitations naturelles, soit par des transferts latéraux ou verticaux dans ou sur le sol, soit par l'irrigation. Les racines de la plante sont en contact avec le sol qui va à la fois fournir les nutriments et fonctionner comme un tampon pour l'eau. La quantité d'eau dans le sol ne doit être ni trop élevée, ce qui réduirait l'oxygène disponible, ni trop basse, ce qui rendrait difficile l'extraction de l'eau du sol pour satisfaire la transpiration.

Les besoins nets en irrigation sont évalués par un bilan de masse, ou bilan hydrique. L'équation générale des besoins nets en irrigation (IWR_{net}) peut s'écrire sous la forme suivante:

$$IWR_{net} = Input - Output + \Delta_{soil} \quad (\text{eq. 1-9})$$

où les apports en eau (Input) sont composés de (1) la pluie qui parvient au sol, et (2) les apports par transferts latéraux (ruissellement entrant) ou (3) verticaux (remontée capillaire). Les sorties d'eau (Output) sont principalement dues à (4) l'évaporation du sol, (5) la transpiration des plantes, (6) les sorties par transferts latéraux (ruissellement sortant) ou (7) verticaux (percolation sous la zone racinaire). Δ_{soil} représente les variations de l'eau dans le sol jusqu'à la profondeur racinaire. Ce besoin s'accumule sur une période de temps pour une surface cultivée.

En plus d'assouvir le besoin net en eau des cultures, l'irrigation accomplit plusieurs autres fonctions qui doivent être ajoutées aux inputs de IWR_{net} . Toutes les eaux d'irrigation contiennent des sels dissous, qui vont faire baisser le potentiel osmotique du sol. L'élimination de l'excédent de sel se fait par lessivage du sol, c'est-à-dire en faisant percoler une partie de l'eau infiltrée dans le sol. **Jensen et al. (2016)** ont identifié d'autres fonctions de l'irrigation (que l'on peut assimiler à des pertes opérationnelles sur la Figure 1-7) parmi lesquelles la germination, la lutte contre le gel, le refroidissement des cultures, l'élimination d'un éventuel encroûtement. Pour certaines cultures à petites graines (salades, carottes), il faut maintenir un niveau d'humidité du sol élevé pour que la germination puisse s'effectuer. Lors de périodes de gel, le maintien d'un film d'eau liquide sur les feuilles recouvertes de givre maintient la température des feuilles au dessus de 0°C. A l'époque de la floraison, les fleurs sont particulièrement sensibles aux hautes températures. L'aspersion permet de maintenir une température adéquate. L'application de produits chimiques (pesticide, fertilisant) à travers le système d'irrigation permet d'améliorer les rendements. La quantité d'eau nécessaire pour l'application de ces intrants varie énormément entre les différents produits.

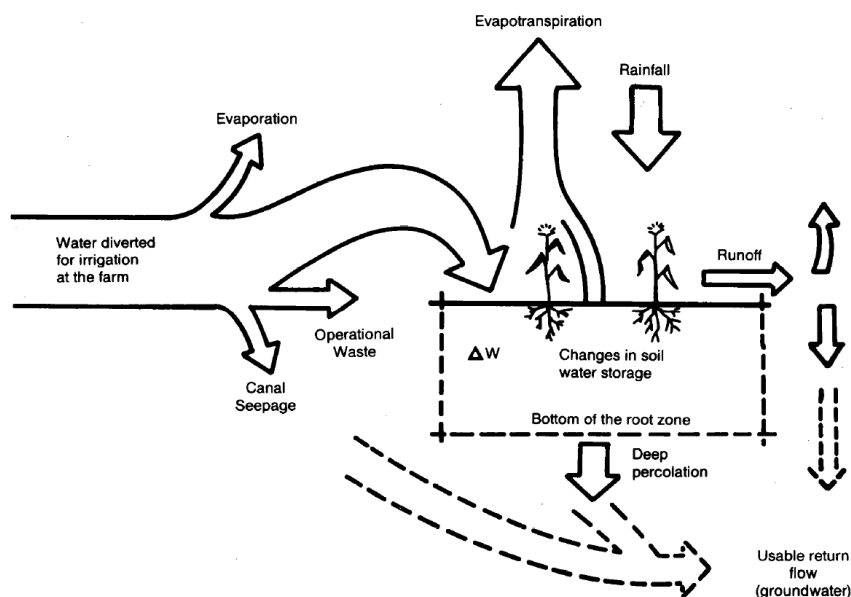


Figure 1-7 Besoins nets en irrigation à l'échelle de l'exploitation. Source: FAO, 1985

1.2.3 METHODES D'IRRIGATION ET IMPACT SUR LA DEMANDE EN EAU

Depuis l'antiquité, les peuples du bassin méditerranéen ont mis au point différentes techniques pour convoyer l'eau vers leurs cultures. En Turquie et en Palestine, des vestiges montrent des infrastructures d'irrigation datant au moins de dix millénaires. On estime que la technique des conduites souterraines (qanât, foggara, khetarra) importée de Perse aurait plus de 5000 ans. Le delta du Nil a été équipé de canaux artificiels au moins 3000 avant JC. Plus récemment, les civilisations étrusques, romaines, arabo-musulmanes ont également été de grands ingénieurs hydrauliques. Avec l'avènement des grands barrages puis la diminution des coûts d'installation et d'exploitation de l'eau souterraine, l'exploitation des ressources en eau pour l'agriculture s'est accélérée au XXI^{ème} siècle. Cela a permis d'étendre les surfaces irriguées et d'accompagner des développements agronomiques qui ont considérablement intensifié l'agriculture. Aujourd'hui, l'irrigant dispose d'un large panel de méthodes pour appliquer les irrigations. Une synthèse des principales méthodes d'application de l'irrigation est donnée dans le Tableau 1-1. La demande en eau d'irrigation est impactée par des pertes lors de l'application ou du fait de la répartition de l'eau sur la parcelle. Les pertes des différentes méthodes d'irrigation sont les suivantes:

- Lors de l'application d'irrigations gravitaires, des pertes sont dues à l'évaporation de l'eau stagnant en surface ou à l'évaporation du sol, le ruissellement de l'eau en

dehors de la parcelle (si la pente est trop forte), la percolation profonde (si la pente est trop faible, ou le sol trop sableux, ou la distance à parcourir par l'eau trop longue). La percolation profonde s'accompagne d'une hétérogénéité spatiale de la distribution de l'eau. Les pertes par évaporation sont généralement beaucoup moins importantes que les pertes par percolation profonde, et diminuent avec la couverture foliaire de la culture. Les pertes dépendent donc de la combinaison sol-pente-volume appliqué-design de l'irrigation de surface. Elles peuvent concerner 50% de l'eau appliquée.

- En irrigation par aspersion, des pertes par percolation ou ruissellement peuvent survenir si le sol n'est pas homogène, mais elles sont généralement plutôt attribuables à une irrigation excessive. L'aspersion est affectée d'une part par l'évaporation des gouttes d'eau dans l'air ou sur les feuilles, et d'autre part à la dispersion par le vent. Les pertes par évaporation vont généralement de 5% à 25% de l'eau appliquée en fonction de la taille des gouttelettes, et des conditions météo. La dispersion des gouttelettes par le vent est quant à elle plutôt considérée comme un problème de mauvaise répartition de l'irrigation (**Sanchez et al., 2011**).
- En micro-irrigation, les pertes par évaporation sont réduites puisque l'eau est appliquée au niveau du pied de la plante. Cette réduction est importante lorsque la plante atteint un développement foliaire qui maintient la zone racinaire à l'ombre. La réduction d'évaporation est moins importante pour les jeunes plants. Les pertes par ruissellement sont nulles, les pertes par percolations dépendent du pilotage de l'irrigation. On considère généralement que la micro-irrigation permet d'économiser 30% d'eau.

Pour chacune des méthodes d'application, des pertes supplémentaires peuvent être attribuées au convoiement de l'eau. En irrigation gravitaire, des pertes peuvent avoir lieu sur les canaux, les pertes par percolation sont plus importantes sur les tronçons en terre. Dans l'exemple du canal Los Sauces, (**Bos et al., 2009**) montrent également qu'il est difficile de distribuer l'eau équitablement entre les 25 exploitations, et observent un écart moyen de 8%. Dans les systèmes par aspersion ou en micro-irrigation, des pertes peuvent être attribuées à l'usure des équipements (buses, joints). La méthode d'irrigation et le convoiement de l'eau impactent plusieurs termes d'Eq. 1. Ils peuvent augmenter les pertes par ruissellement et percolation profonde. Ils peuvent augmenter la quantité d'irrigation parce qu'il faut compter sur les pertes par évaporation dans l'air ou à la surface du sol qui ne seront pas bénéfiques pour la plante. Enfin la micro

irrigation peut permettre de réduire l'évaporation du sol. La détermination de ces pertes étant propre au système Sol-Culture-Irrigation, un coefficient multiplicateur est souvent utilisé pour estimer la demande en irrigation. L'efficacité d'irrigation est la part de l'eau appliquée qui est utilisable pour l'évapotranspiration des plantes, le lessivage du sol ou les fonctions auxiliaires. L'efficacité est affectée par l'uniformité de la distribution et les pertes (**USDA-NRCS, 1993**). La demande en eau d'irrigation brute est alors estimée en fonction de (eq. 1-1 et peut-être réécrite de la façon suivante:

$$IWR_{gross} = ((P + Ri + Cr) - (ET_{cadj} + Ro + DP + L + A) + \Delta_{soil}) * I_e \quad (\text{eq. 1-10})$$

où Ri et Ro sont les écoulements entrant et sortant, Cr représente d'éventuelles remontées capillaires, DP sont les pertes profondes, L, les besoins annexes, A, les pertes dues à l'aspersion et I_e, un coefficient d'efficacité de l'irrigation.

Tableau 1-1 Principales méthodes d'irrigation organisées en trois niveaux. Français / Anglais (synonymes)

Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Fréquence
Irrigation de surface (gravitaire) / Surface irrigation	Irrigation de surface incontrolée / Surface irrigation uncontrolled	Inondation libre / Free flooding (spate irrigation)	En fonction des crues
	Irrigation de surface contrôlée / Surface irrigation controlled	Irrigation par bassin / Basin irrigation	Variable en fonction de la vidange de l'eau dans le sol (5 à 15 jours)
		Irrigation par planches / Border irrigation	
		Irrigation à la raie (par sillon) / Furrow irrigation	
Micro irrigation (Irrigation localisée) / Micro irrigation	Goutte à goutte / drip irrigation (drip, trickle, bubbler)		Tous les 1 à 3 jours
	Tuyau poreux ou perforé / Perforated or permeable tube		
	Mini-aspersion, micro-aspersion, micro-diffuseur, brumisateur / Spray, mini-sprinkler, microjet, micro-sprinkler		1 à 2 fois par semaine
Irrigation par aspersion / Sprinkler irrigation	A déplacement périodique (mobile)	Irrigation par aspersion manuelle / Hand moved lateral sprinkler irrigation	Variable en fonction de la vidange de l'eau dans le sol (5 à 15 jours)
		Irrigation par enrouleur (canon d'irrigation) / Rain gun irrigation (travelling irrigator, hose reel machine)	
		rampe latérale mobile / side (wheel) roll	
		tuyau perforé / perforated pipe	
	Permanent à mouvement continu	Irrigation par pivot central / Center pivot irrigation	Variable ou fréquent en fonction du pilotage
	Permanent en couverture intégrale	Irrigation à déplacement latéral (rampe latérale, rampe frontale) / Lateral move sprinkler	
Irrigation souterraine (goutte à goutte enterré) / Sub surface irrigation (subirrigation)		Irrigation par aspersion intégrale / Solid set sprinkler irrigation (fixed irrigation)	1 à 2 fois par semaine
			Tous les 1 à 3 jours

1.2.4 PROGRAMMATION DES IRRIGATIONS ET IMPACT SUR LA DEMANDE EN EAU

La programmation de l'irrigation (choix des dates et doses d'irrigation) a un impact important sur la consommation d'eau et sur le développement des cultures.

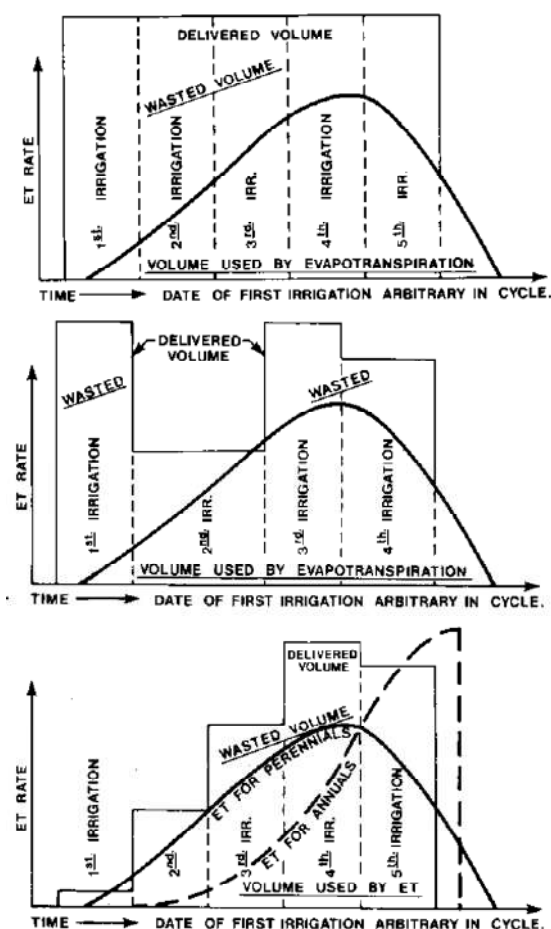


Figure 1-8 Impact sur les pertes d'eau d'une irrigation à dose et date constante (haut), dose constante et date variable (centre), dose et date variable (bas). Source FAO, 1985.

La programmation de l'irrigation est séparée en deux familles (les irrigations à partir d'un d'approvisionnement non contrôlé, typiquement les eaux de crues, ne sont pas considérées ici) :

- Les irrigations fréquentes sont pratiquées principalement avec les systèmes nécessitant peu de main-d'œuvre, où il n'y a pas besoin de déplacer le système d'irrigation. Il s'agit de l'irrigation localisée et certains systèmes par aspersion. La fréquence d'irrigation va communément d'un à trois jours. La dose d'irrigation

correspond à l'évapotranspiration perdue durant ce laps de temps si aucune pluie n'a été constatée. Hormis les pertes signalées plus haut, les irrigations fréquentes permettent d'apporter des quantités d'eau au plus proche des besoins réel en eau des cultures. Ils permettent également de conserver un buffer vide dans le sol pour éventuellement recevoir les précipitations. En accord avec **Waller and Yitayew (2016)**, l'irrigation brute du tour d'eau peut être calculée par:

$$I_{gross} = \frac{ET_c}{(1 - L_e)(1 - L_d)(1 - LF)} \quad (\text{eq. 1-11})$$

où:

I_{gross} = Irrigation brute du tour d'eau en programmation d'irrigation fréquente

ET_c = Cumul d'évapotranspiration de la culture depuis la dernière irrigation ou pluie

L_e = fraction d'eau perdue en évaporation

L_d = fraction d'eau perdue en sur-application pour compenser l'hétérogénéité

LF = fraction d'eau utilisée pour lessiver les sels sous le niveau racinaire

- Les irrigations "profondes" consistent à reconstituer les réserves en eau du sol une fois que celles-ci ont atteint un certain seuil de vidange. Cette programmation correspond à des questions pratiques de la méthode d'irrigation: En irrigation gravitaire, il faut saturer le sol pour faire avancer l'eau dans la parcelle, alors que dans les méthodes d'aspersion mobile, il faut déplacer le système (rampe, enrouleur) pour effectuer l'irrigation. La programmation des irrigations profondes est contrainte par le dimensionnement du système d'irrigation. En irrigation individuelle, la fréquence de rotation des tours d'eau dépend du matériel et de la main-d'œuvre disponible. En irrigation collective, l'exploitant doit attendre son tour d'eau. Lorsque les pertes en eau ne sont pas trop difficiles à évaluer, la date et quantité du tour d'eau peuvent être déterminées par bilan hydrique (eq. 1-10). La méthode FAO-56 propose une méthode pour calculer le contenu en eau du sol et ainsi programmer la date du prochain tour d'eau et la quantité d'eau nécessaire pour recharger le réservoir racinaire.

L'impact de la programmation de l'irrigation doit être ajouté à l'irrigation brute mais est difficile de séparer des contraintes pratiques ou des besoins en eau non-essentiels des plantes. Lorsqu'il s'agit d'estimer la consommation en eau par l'agriculture, il est pertinent de rajouter la sur-irrigation due aux pratiques aux irrigations brutes.

1.3 DEMANDE EN EAU AGRICOLE ET OBSERVATIONS SPATIALES

1.3.1 DE LA MESURE CONVENTIONNELLE A L'OBSERVATION SPATIALE

La gestion de la demande en eau agricole repose sur des systèmes d'observation qui servent à diagnostiquer, gérer et prévoir les demandes en eau à court, moyen et long terme.

Les systèmes d'observation conventionnels sont basés sur un échantillon de mesures représentatives. Ainsi, une station météo couvre un territoire où la météo est considérée homogène. Eventuellement, quelques pluviomètres supplémentaires viennent échantillonner l'hétérogénéité spatiale des précipitations. Une enquête compile les semis effectués sur un échantillon représentatif de parcelles. D'autre part, certaines parcelles jugées représentatives (climat, sol, végétation) peuvent être équipées de capteur d'humidité du sol pour juger du manque d'eau en cours de saison. Les équipements d'irrigation individuelles ou collectives mesurent les débits.

L'évolution de ces dernières années est allée vers une diminution des mesures conventionnelles organisées par les services publics. La réduction des observations est patente pour toutes les observations climatiques. Par exemple dans la base de données de pluviométrie du GPCC, il y avait 10900 stations en 1901, qui sont montées progressivement à 49470 en 1970 puis sont redescendues à seulement 10000 en 2012 (**Sun et al., 2018**). Il y a plusieurs raisons à ce déclin des observations disponibles: ces mesures sont exigeantes en ressources humaines, réticence à partager la donnée, abandon de sites... Les enquêtes auprès des agriculteurs sont devenues plus rares ou moins bien validées (simple appel téléphonique). Les observations manuelles (pluie, température, débit) ont été abandonnées, et remplacées par des mesures automatiques lorsque les budgets d'investissement et de maintenance le permettaient.

Depuis quelques années, les coûts de la mesure se sont considérablement réduits au niveau des instruments, des enregistreurs, et de la transmission de données (voir par exemple les systèmes zigbee, Lora). En parallèle du déclin des mesures effectuées par les organismes publics, on constate un essor des mesures automatisées réalisées à titre individuel. C'est le développement de l'internet des objets (IoT). La précision de ces

instruments est cependant variable (**Bell et al., 2015; Bogena et al., 2007**), et l'installation des instruments pas forcément normalisée. Lorsque ces données sont partagées comme par exemple sur <https://weathermap.netatmo.com>, il faut les filtrer avant de les utiliser (**Chapman et al., 2017**).

Enfin, depuis les années 70, les développements technologiques et la réduction des coûts de l'observation spatiale ont considérablement changé la donne. L'observation spatiale permet aujourd'hui de produire opérationnellement des mesures synoptiques de la surface terrestre à des résolutions spatiales et temporelles qui sont pertinentes pour la gestion des ressources en eau, et en particulier en ce qui concerne l'eau agricole. Aujourd'hui les mesures effectuées par l'observation satellitaire concernent 1) la météo 2) l'eau disponible pour la végétation dans le sol, 3) la végétation elle-même, 4) les ressources en eau.

1.3.2 L'OBSERVATION SPATIALE DANS LE DOMAINE AGRICOLE EN 2020

Une pléthore de satellites d'observation de la terre est actuellement en orbite. La Figure 1-9 présente les plus couramment utilisés dans le domaine agricole, en fonction de leur résolution spatiale et temporelle. On distingue classiquement les capteurs à haute résolution spatiale (pixel ≤ 30 m, cases vertes), des capteurs à moyenne résolution (pixel ≥ 250 m) ou à faible résolution spatiale (pixel > 1 km, en rose). Certains satellites observent le rayonnement solaire réfléchi par la terre dans les longueurs d'onde visibles et proche infrarouge (0.4-1.5 μ m). Certains satellites observent également dans les longueurs d'onde de l'infrarouge thermique (IRT, 3-15 μ m). D'autres satellites observent dans les hyperfréquences (> 1 mm), celles-ci étant soit d'origine naturelle (capteur passif), soit émises par le satellite (capteur actif).

L'observation du rayonnement solaire réfléchi dans la direction du satellite est le produit de plusieurs interactions du rayonnement solaire avec l'atmosphère lors de la phase descendante, avec la surface, et de nouveau avec l'atmosphère en phase ascendante. Ces observations sont fortement perturbées par les molécules qui circulent dans l'atmosphère, notamment la vapeur d'eau et les aérosols. Une trop grande concentration de ces molécules (nuage épais par exemple) interdit au satellite d'effectuer la mesure du rayonnement réfléchi par la surface terrestre. Lorsque la densité de ces molécules n'est pas trop importante, une correction atmosphérique peut être effectuée (**Hagolle et al., 2008**). Dans le domaine des micro-ondes, le signal n'est

que peu perturbé par l'atmosphère aux longueurs d'onde auxquelles opèrent les capteurs d'observation de la terre. Elles traversent les nuages. Cependant la longueur d'onde mesurée dépend du signal émis. Il faut donc un couple émetteur-capteur pour étudier chaque longueur d'onde, alors que les capteurs des courtes longueurs d'onde peuvent découper le signal du spectre lumineux en bandes distinctes.

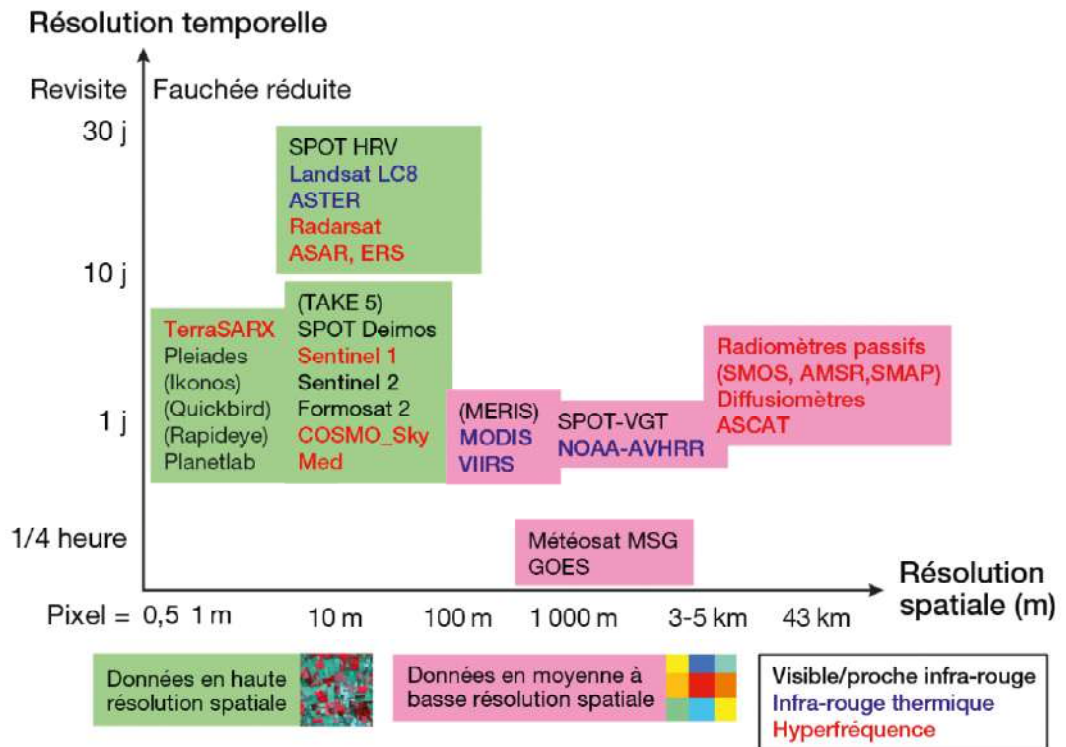


Figure 1-9: Capteurs satellitaires les plus fréquemment utilisés dans le domaine agricole en fonction de leurs résolutions spatiales et temporelles. Les capteurs ayant des bandes spectrales dans le thermique sont en bleu, dans les hyperfréquences en rouge, ceux en noir couvrent le domaine optique jusqu'au moyen infrarouge pour certains. Les capteurs entre parenthèses ont terminé leurs missions mais ont fourni des historiques d'images encore exploitables. Source: Courault et al., 2020

Les interactions des différentes bandes spectrales avec l'atmosphère et avec la surface terrestre sont bien connues (voir par exemple les fondements de la télédétection du **Centre canadien de télédétection**). Certaines longueurs d'onde sont complètement absorbées par l'atmosphère (autour de 8 μm par exemple) et sont donc inutilisables pour la télédétection spatiale des surfaces terrestres. Lorsque le rayonnement interagit avec la surface terrestre, il est soit absorbé, soit transmis, soit réfléchi. La réflexion du rayonnement solaire par les différents éléments de la surface terrestre en fonction des longueurs d'onde est bien comprise. Les plantes qui contiennent beaucoup de

chlorophylle absorbent fortement les rayonnements dans les longueurs d'onde du bleu (0.446-0.5 mm) et du rouge (0.72-0.7 mm), et réfléchissent dans le vert (0.5-0.578 mm). Les plantes en bonne santé sont donc vertes. Les plantes réfléchissent encore plus les rayonnements dans l'infrarouge (0.3-3 mm). La géométrie des plantes peut également être révélée par les observations radar. L'eau quant à elle absorbe davantage les grandes longueurs d'onde du visible et de l'infrarouge, elle apparaît donc bleue si elle ne contient pas d'autres particules. Vue par le radar, l'eau apparaît clairement comme une surface lisse. Enfin, la terre elle-même réémet un rayonnement sous forme de chaleur dans une gamme de longueur d'onde caractéristique (3-100 μm) qui peut être utilisée pour étudier des variations de température à la surface terrestre. Cependant comme la température des détecteurs IRT doit être proche du zéro absolu afin d'éviter la contamination du signal par l'appareil lui-même. Le signal est lui-même ré-étalonné par rapport à des références internes. Comme la longueur d'onde est grande, il faut agrandir le champ de vision instantané pour laisser suffisamment d'énergie atteindre le capteur. Ces capteurs sont coûteux et leur résolution est plus faible que dans les courtes longueurs d'onde. C'est la raison pour laquelle peu de satellites disposent de tels capteurs, et encore moins lorsqu'il s'agit de haute résolution spatiale.

1.3.3 LES PRODUITS ISSUS DE LA TELEDETECTION PAR RAPPORT A L'EAU AGRICOLE

Les données issues des satellites sont traitées. La géométrie des images est corrigée (orthorectification), les perturbations atmosphériques sont annulées tant que faire se peut (correction radiométrique) ou masquées (détection des nuages). Ces corrections permettent donc d'assurer que les observations sont cohérentes dans le temps et dans l'espace. Alors que cette chaîne de traitement devait être développée et/ou mise en place par l'utilisateur il y a encore une dizaine d'années, elle est maintenant largement organisée dans le cadre des missions opérationnelles telles que Copernicus ou MODIS. L'utilisateur n'a plus à se préoccuper des prétraitements et utilise des produits de réflectance à la surface (Top of Canopy, TOC).

D'autres traitements peuvent être classés dans la catégorie des prétraitements. On peut notamment signaler l'intercalibration de capteurs et la désagrégation spatiale. La durée de vie des satellites et de leurs capteurs embarqués étant relativement courte, il est nécessaire de recoller des morceaux de séries temporelles pour obtenir de longues séries chronologiques. Dans ce cas les données sont intercalibrées entre elles et parfois

ré-échantillonnées à une résolution pertinente. L'initiative de l'ESA sur les changements climatiques (CCI) exploite plus de 40 ans d'observations satellitaires archivées et émergentes pour développer des enregistrements de données globales à long terme qui décrivent l'évolution des composants clés du système terrestre. Par exemple, l'algorithme ESA CCI Soil Moisture génère un produit mondial cohérent sur 40 ans (1978-2019) en fusionnant l'humidité des sols produite à partir de capteurs micro-ondes actifs et passifs (**Dorigo et al., 2017; Gruber et al., 2019**). Par ailleurs, la résolution spatiale de certains produits issus de l'observation spatiale est parfois trop grossière pour un usage agricole. Par exemple, les produits d'humidité du sol en surface issus des satellites SMOS et ASCAT ont respectivement une résolution spatiale de 43 et 9 km. Des algorithmes de désagrégation ont été développés en s'appuyant sur l'utilisation combinée de données optiques ou thermiques acquises à plus fine résolution pour obtenir des informations à plus fine échelle spatiale (**Merlin et al., 2015**).

Les produits issus de l'observation spatiale utiles dans le domaine de l'eau et l'agriculture peuvent être rangés dans les catégories suivantes:

- Les indices sont certainement l'un des produits les plus simples à produire avec les données d'observation spatiale. Le célèbre NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), qui utilise les bandes rouges ($\sim 0.65 \mu\text{m}$) et proche infrarouges ($\sim 0.86 \mu\text{m}$) est un indicateur de la teneur en chlorophylle de la végétation (**Tucker, 1979**), le NDWI (Normalized Difference Water Index) utilise deux bandes proche infrarouges ($0.86 \mu\text{m}$ et $1.24 \mu\text{m}$) pour indiquer la teneur en eau de la couche superficielle du sol et de la végétation (**Gao, 1996**), le stress des plantes peut-être analysé par la différence entre la température de l'air et la température de surface (**Kustas and Anderson, 2009**). Les indices de la teneur en eau de la surface du sol peuvent être dérivés de mesures micro-ondes passives (**Kerr et al., 2016**) ou actives (**Ouaddi et al., 2019; Wagner et al., 1999, 2013**). Avec une durée de vie de 20 ans, le spectromètre imageur à résolution modérée (MODIS) des satellites Terra (1999) et Aqua (2002) représente la mission la plus emblématique liée aux études sur la sécheresse (Justice et Townshend, 2002). Le capteur MODIS offre 36 bandes spectrales allant de 0,4 à 14,4 μm avec des résolutions allant de 250 mètres à 1 kilomètre. Les indices d'anomalies utilisant la télédétection de paramètres biophysiques peuvent être calculés à partir d'un seul produit (**Amri et al., 2011, 2012; Kogan, 1995**) ou d'une combinaison de plusieurs produits, comme dans l'indice de réponse de la végétation à la sécheresse (**Brown et al., 2008**) ou l'indice de

gravité de la sécheresse (**Mu et al., 2013**). Ces indices ont montré un fort potentiel pour caractériser les sécheresses, par exemple le début et la fin d'un épisode de sécheresse.

- Les classifications permettent de regrouper les pixels d'une image sous différentes classes. Ces classes peuvent avoir une nomenclature ou pas. On parle alors de clustering. Les algorithmes de classification d'image s'appliquent sur les multiples bandes d'une seule image, sur une série d'images, ou sur une combinaison de séries d'images issues de plusieurs source ont ainsi vu le jour. D'abord relativement frustrés (arbres de classification comme dans **Thenkabail et al. (2006)**), ces algorithmes de classification ont convergé vers des classifications supervisées faisant de plus en plus appel à l'intelligence artificielle (machine learning, deep learning). Ces algorithmes deviennent de plus en plus opérationnels (**Inglada et al., 2015**) (<https://map.onesoil.ai>). Les algorithmes de classification peuvent être appliqués à un grand nombre de problèmes: l'occupation du sol, cartographie des zones irriguées (**Ferrant et al., 2017**), identification des nuages... L'une des principales difficultés consiste à obtenir une base de données d'entraînement qui soit applicable entre différents jeux de données (par exemple entraîner le classifieur avec les données de 2016 pour classer les données de 2020).

- Les caractéristiques biophysiques des plantes sont souvent obtenues par un modèle explicatif de la réflectance. Ainsi le modèle des propriétés optiques des feuilles PROSPECT et le modèle de réflectance bidirectionnelle du couvert végétal SAIL, combinés dans le modèle PROSAIL, sont utilisés pour étudier la réflectance spectrale et directionnelle du couvert végétal dans le domaine solaire et le mettre en relation avec les observations. Ceci permet en particulier de déduire les indices biophysiques LAI (Leaf Area Index), le fAPAR (fraction du rayonnement photosynthétiquement actif absorbé), et la fraction couverte par la végétation (**Baret et al., 2007; Weiss et al., 2004**). Un modèle peut cependant avoir des limites. Par exemple PROSPECT est un modèle 1D de la végétation qui ne peut pas bien reproduire les propriétés d'un couvert à la géométrie complexe comme la vigne. D'autres approches plus simples sont parfois utilisées, comme de simples relations empiriques (**Duchemin et al., 2006**).

- L'évapotranspiration de la végétation (ETa) est un flux important du cycle de l'eau. Il a donné lieu à de nombreuses études en télédétection spatiale. **Courault et al. (2005)** ont déterminé quatre grands groupes d'approches qui déterminent ETa en utilisant des données de télédétection: 1. Les approches empiriques en fonction d'une relation entre l'IRT et ETa, soit par une relation fonction de la température de surface (Ts) pour des

applications locales, ou fonction de la différence entre T_s et la température de l'air (T_a) pour des applications régionales. 2. Les modèles qui calculent le résidu du bilan d'énergie. 3. Les méthodes déterministes où la donnée de télédétection intervient pour paramétrer ou corriger la trajectoire d'un modèle complexe. 4. Les méthodes basées sur les indices de végétation pour calculer des relations empiriques avec des facteurs de réduction (coefficient cultural, coefficient de Priestley-Taylor). **Lagouarde and Boulet (2016)** considèrent pour leur part que les approches basées sur le bilan d'énergie peuvent être séparées en deux catégories: les méthodes dites "résiduelles" utilisent les informations de chaque pixel indépendamment de tout autre pixel de l'image (SEBS (**Su, 2002**), TSEB (**Kustas and Norman, 1999; Norman et al., 1995**), tandis que les méthodes "contextuelles" tirent parti des contrastes thermiques de l'image (SEBAL (**Bastiaanssen et al., 1998**), S-SEBI (**Roerink et al., 2000**), WDI (**Moran et al., 1995**), METRIC (**Allen et al., 2007**). La plateforme EVASPA (**Gallego-Elvira et al., 2013**) effectue quant à elle une approche ensembliste de différentes méthodes. **Allen et al., (2011)** considèrent que les approches de l'évapotranspiration par bilan d'énergie ont une marge d'erreur de l'ordre de 10 à 20%, alors que les approches basées sur les indices de végétation ont une erreur de l'ordre de 15 à 40%. Différents produits opérationnels sont disponibles. EEFLUX fait une estimation de l'ETa par l'algorithme METRIC pour chaque image Landsat claire (16 jours, 90m). En Afrique, une version avancée de l'algorithme SEBAL a généré un produit dénommé WAPOR avec des résolutions variant de 30m à 1km. En Europe, le produit SEN4ET (**Guzinski et al., 2020**) est calculé sur la base d'un TSEB basé sur le T_s de Sentinel-3 désagrégué avec l'imagerie visible de Sentinel-2. D'autres produits à plus basses résolutions (**Xu et al., 2019**) sont également disponibles mais sont moins pertinents pour l'agriculture.

- Le contrôle de l'humidité du sol est fondamental en agriculture irriguée. Le rayonnement moyen infrarouge est sensible à l'humidité du sol, par contre les rayons solaires ne pénètrent pas dans le sol, il s'agit donc d'une humidité du sol qui concerne uniquement le premier millimètre et qui n'est visible que lorsque le sol n'est pas recouvert par la végétation et qu'il n'y a pas de nuage. Les micro-ondes passives et actives délivrent des signaux, respectivement température de brillance et coefficient de rétrodiffusion, qui sont sensibles aux propriétés diélectriques des surfaces, principalement gouvernées par le contenu en eau de la végétation et/ou des premiers centimètres du sol et par ses propriétés structurales (rugosité du sol, densité et géométrie du couvert végétal). L'interprétation du signal est rarement directe et passe

par divers traitements. Des cartes de l'humidité de la couche superficielle du sol (~5 premiers cm) sont disponibles à l'échelle globale tous les 3 jours depuis 2010, dérivées des données SMOS (pixel de 43 km), ou issues de SMAP (de 40 km à 9 km depuis 2015). Un produit global d'humidité du sol et un indice d'humidité du sol sont produits quotidiennement à une résolution de 0.1° à partir des données ASCAT (**Wagner et al., 2013**). En Europe, un produit journalier à 1km de résolution est réalisé sur la base d'une fusion entre ASCAT et Sentinel-1 (**Bauer-Marschallinger et al., 2018**). Un produit est également réalisé à l'échelle parcellaire (**Baghdadi et al., 2017; El Hajj et al., 2017**) en utilisant les données Sentinel-1 et Sentinel-2 sur quelques pays d'Europe et d'Afrique (THEIA-SSM-HR).

- Les variables météorologiques observées par des satellites tels que GOES ou Meteosat Second Generation n'ont pas vocation à être utilisés directement pour la gestion de l'eau en milieu agricole. Cependant les améliorations techniques des capteurs permettent d'atteindre des résolutions inférieures à un kilomètre avec les satellites géostationnaires (par exemple le capteur ABI de la plateforme GOES-R, ou le capteur MTG FCI, attendu en 2022), améliorant ainsi considérablement le temps de revisite des observations de type NDVI à cette résolution. D'autre part de nouvelles missions viennent en permanence explorer de nouvelles possibilités de mesure. Ainsi, la mission EarthCARE prévue pour 2022 permettra de mieux comprendre le rôle que jouent les nuages et les aérosols dans la réflexion du rayonnement solaire incident dans l'espace et le piégeage du rayonnement infrarouge émis depuis la surface de la Terre, tandis que le satellite Aeolus lancé en 2018 transporte un lidar à vent Doppler pour mesurer les profils de vent autour du globe.

- Le développement de produits précipitations a été encouragé par la diminution du nombre de pluviomètres dans le monde. Ils reposent principalement sur l'utilisation de données dans l'infrarouge thermique et dans les hyperfréquences avec des instruments actifs (radar) et passifs (radiomètre). La mission Global Precipitation Measurement (GPM) fournit depuis l'an 2000 une estimation globale des précipitations à un pas de temps tri-horaire. Depuis 2015, ces données sont estimées au pas de temps horaire à une résolution de 0.1° et horaire dans le cadre de IMERG (**Huffman et al., 2019**). Le produit CHIRPS à 0.05° combine un ensemble de mesures locales et satellitaires pour produire quotidiennement un champ global de pluviométrie à 0.05° de résolution (**Funk et al., 2015**). Ces dernières années, on a assisté à une utilisation croissante des données

d'humidité du sol en surface (par exemple SMOS) pour améliorer les produits de précipitation, tels que le SM2RAIN (**Brocca et al., 2014**).

- Les stocks d'eau (neige, aquifère, réservoir) sont évalués par plusieurs missions spatiales. Le suivi de la surface des manteaux neigeux est relativement bien effectué à haute résolution spatiale et temporelle (**Gascoin et al., 2019**), cependant, l'équivalent en eau de ces surfaces n'est pas encore opérationnel. Le suivi du stock en eau des grands réservoirs s'est développé grâce aux missions d'altimétrie spatiale notamment grâce aux missions franco-américaines TOPEX/Poseidon (1992-2005), JASON 1, 2, 3, et CS (depuis 2001). Depuis TOPEX, Les progrès technologiques ont réduit les erreurs d'orbite, d'altimétrie, ionosphériques, troposphériques si bien que la précision et la résolution est largement améliorée dans la future mission Surface Water and Ocean Topography (**SMOS, Pavelsky et al., 2014**). SWOT dont le lancement est prévu en 2021 permettra d'effectuer des relevés du niveau des rivières de 50 mètres de large avec une précision altimétrique de 10 cm et un temps de retour d'une dizaine de jours. Enfin, en ce qui concerne les eaux souterraines, la solution est venue de la mission Gravity Recovery And Climate Experiment (GRACE et GRACE-FO) qui mesure depuis 2002 la gravité terrestre (**Tapley et al., 2004**). Les variations de gravité sont dues à une redistribution des fluides dans l'enveloppe terrestre. Très tôt, **Rodell and Famiglietti (2001)** ont estimé quel serait le niveau d'incertitude des anomalies du stockage d'eau dans l'enveloppe terrestre (TWSA, Total Water Storage Anomaly). Différentes solutions numériques permettent aujourd'hui d'estimer TWSA (**Biancamaria et al., 2019**). Cette estimation est calculée mensuellement et est fournie à une résolution d'environ 400 km, ce qui reste relativement grossier pour de nombreuses régions.

Le coût des plates-formes a longtemps été une contrainte pour l'observation de la terre, et un compromis entre la résolution spatiale, temporelle et spectrale était donc nécessaire. Cette contrainte a été atténuée par l'avènement des constellations de satellites (par exemple, les deux satellites Sentinel-2 permettent un temps de revisite de 6 jours à une résolution de 10 mètres, avec 13 bandes spectrales) et de nanosatellites (les CubeSats de la société privée Planet Labs peuvent couvrir quotidiennement la planète entière avec une résolution spatiale de 1 mètre).

1.3.4 LES PRODUITS UTILISES DANS CE TRAVAIL

Lors de ce travail un certain nombre de produits ont été sélectionnés en fonction des objectifs.

Pour les travaux à l'échelle du bassin versant et de la région, les produits issus de la mission MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectrometer) ont été privilégiés pour le bon compromis entre durée d'observation (depuis avril 2000 pour le satellite TERRA, 2001 pour le satellite AQUA), résolution spatiale (entre 250 m et 1 km), les traitements appliqués aux observations (corrections géométriques, atmosphériques, synthèses temporelles) et facilement accessibles pour l'ensemble du globe. Ces produits sont disponibles sur le LPDACC (Land Processes Active Distribution Data Center <https://lpdaac.usgs.gov/>). Nous avons en particulier privilégié les produits suivants:

- MOD13Q1, version 006 (**K. Didan, 2015**): Ce produit fournit en particulier les indices de végétation NDVI et EVI. Les données sont fournies à une résolution de 250 m et synthétisées chaque 16 jours. Nous nous sommes restreint à l'utilisation de NDVI par rapport à d'autres indices équivalents par sa polyvalence, sa disponibilité sur la plupart des capteurs dits optiques.
- MOD11A2, version 006 (**Wan et al., 2015**): Ce produit fournit les températures de surface (Land Surface Temperature, LST) synthétisées tous les 8 jours à une résolution de 1 km.

Pour l'étude de l'humidité du sol sur le long terme, nous avons utilisé le produit ASCAT SWI, version 3.1 qui s'étend de 2007 à aujourd'hui pour toute la planète. Il est fourni par Copernicus Land (<https://land.copernicus.eu/global/products/swi>). Le Soil Water Index (SWI) est produit quotidiennement à une résolution de 0.1°. Le SWI est calculé (**Albergel et al., 2008**) à partir de l'humidité du sol en surface (SSM) de Metop ASCAT en utilisant un bilan hydrique à deux couches qui ne prend pas en compte la texture du sol (**Wagner et al., 1999**).

Les travaux à l'échelle de la parcelle ont été effectués en utilisant les produits issus des missions Sentinel-1 et Sentinel-2 de l'Agence Spatiale Européenne:

- Sentinel-2 Level 2A: Données corrigées atmosphériquement et pour lesquelles les nuages ont été détectés par le processeur Sen2cor téléchargeables sur ESA Hub (<https://scihub.copernicus.eu/>). Ces données sont fournies globalement à une résolution spatiale de 10 m tous les 5 jours depuis 2017.
- Humidité du sol Theia (<https://www.theia-land.fr/product/humidite-du-sol-a-tres-haute-resolution-spatiale/>): Ce produit fournit une estimation de l'humidité du sol en surface (~5 cm) à une résolution temporelle de 6 jours depuis 2017,

pour les parcelles agricoles (El Hajj et al., 2017). Le produit est généré pour quelques zones en Europe, Maroc et Liban.

1.4 TELEDETECTION POUR L'AIDE A LA DECISION DANS LA GESTION DE L'EAU AGRICOLE

1.4.1 DIMENSIONS TEMPORELLES ET SPATIALES DE LA DECISION

1.4.1.1 TYPES ET PROCESSUS DE DECISION

Plusieurs types de classification du processus décisionnel existent. La Figure 1-10 essaie de synthétiser trois dimensions de la décision qui sont pertinentes pour la gestion de l'eau agricole. Ce schéma est basé sur les typologies classiques comme celles de **Simon (1957)** et **Ansoff (1965)**. L'axe des abscisses indique si la décision est simple ou complexe, c'est-à-dire si elle fait intervenir un grand nombre d'éléments de connaissances, et si les options de choix sont nombreuses. Ensuite, les décisions ont un effet immédiat ou sur le long terme, elles peuvent être planifiées (Programmed pour Simon) aussi bien dans le processus décisionnel que dans la mise en marche de l'exécution. Enfin les décisions sont prises de individuellement ou dans le cadre d'un groupe, d'une organisation. De façon très schématique, on classe ainsi les décisions en tant que routinières, tactiques ou stratégiques.

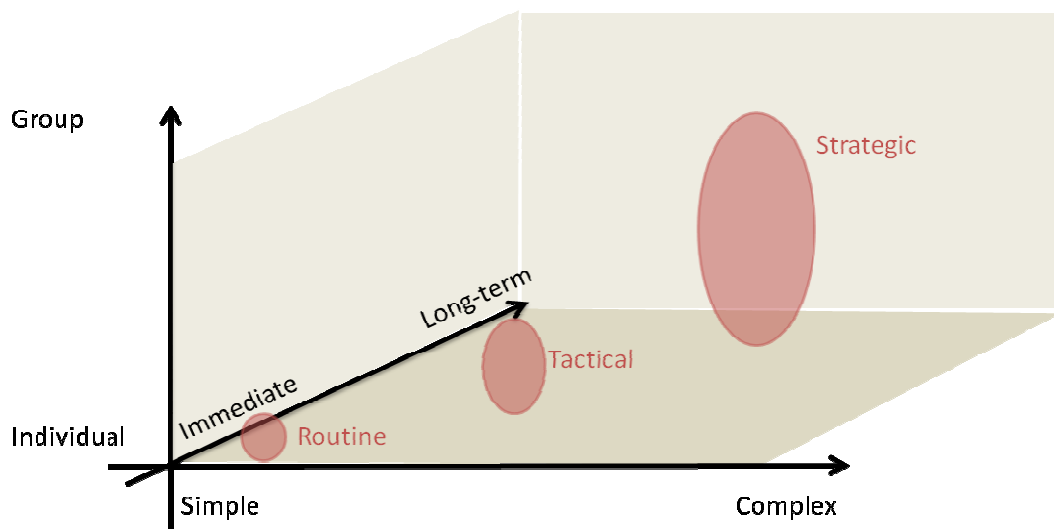


Figure 1-10 Une typologie des décisions

Les théories classiques de la décision la représentent sous la forme d'un enchaînement linéaire ou séquentiel (Figure 1-11). H. Simon a résumé la décision en trois grandes phases: L'Intelligence, qui consiste à trouver des occasions pour effectuer une décision,

le Design qui consiste à trouver de possibles chemins d'action, des scénarios, et le Choix qui consiste à choisir entre les scénarios envisagés. Les modèles de **Dewey (1910)** et **(Brim, 1962)** comportent également une phase d'évaluation des solutions. Cette vision linéaire, rationnelle et libre de la décision a été critiquée (**Sfez, 1992**). **Mintzberg et al., (1976)** ont proposé un modèle non linéaire: les phases de Simon sont sous-divisées, elles peuvent être interchangeables, répétées, on peut aller en avant et en arrière. Simon a développé le concept de rationalité limitée qu'on trouvait déjà en grande partie dans la théorie des jeux (**von Neumann and Morgenstern, 1944**). La liberté de prendre la décision est également discutée, puisque les acteurs font partie d'un système (**Crozier and Friedberg, 1981**), d'une organisation (**Mintzberg, 1982**), d'un habitus social (**Weber, 1905**). Le processus impacte d'autres décisions. Des forces (politiques, spatiales et temporelles) influent sur le processus.

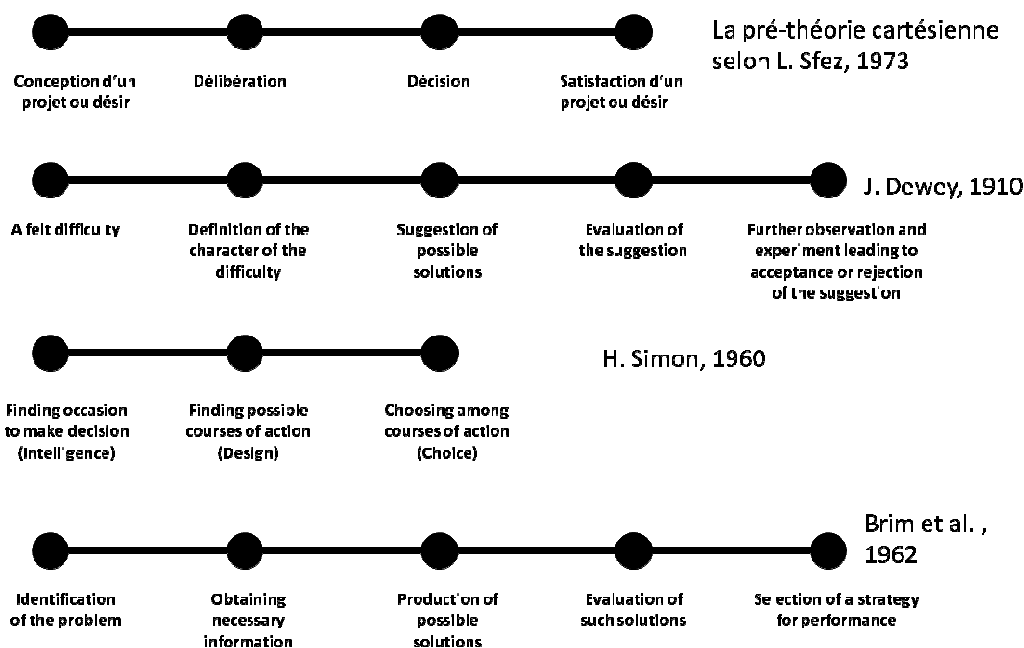


Figure 1-11 Approches classiques de la théorie de la décision

1.4.1.2 DECISIONS ET EAU AGRICOLE

La gestion de l'eau agricole est faite d'un ensemble de prises de décision qui n'échappe pas à ces théories. La Figure 1-12 replace les types de décision qui concernent la gestion de l'eau agricole sur un axe temporel. Les décisions à caractère routinier ou tactique concernent davantage l'agriculteur. Il s'agit typiquement de la décision d'irrigation qui aura une application immédiate et un impact relativement court (par contre une irrigation non-effectuée peut avoir un impact sur le rendement de la saison). Ce type de décision ne concerne en général que quelques parcelles. Lorsque le nombre de parcelles

1.4 Télédétection pour l'aide à la décision dans la gestion de l'eau agricole

ou de cultures augmente (Figure 1-13), la gestion peut devenir particulièrement complexe. L'ensemble des décisions routinières doit être optimisé en fonction des ressources disponibles (logistique, main d'œuvre, outils...) et des activités (labour, semis, binage, irrigation, engrais, récolte...).

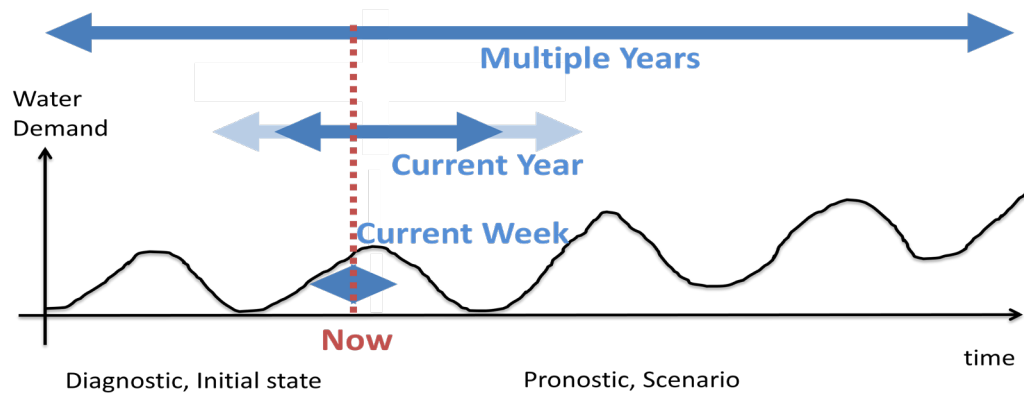


Figure 1-12 Représentation simplifiée des principales phases de décisions dans la gestion de l'eau agricole

Les décisions qui concernent la saison agricole (annuelle ou biannuelle) sont soit individuelles (les semis par exemple), soit le fait d'un groupe de gestion (association d'utilisateurs de l'eau, gestionnaire du barrage). Il s'agira par exemple de gérer la répartition de l'eau entre les irrigants tout au long de la saison en fonction des stocks disponibles. Enfin les décisions stratégiques ont un impact de long terme. Elles concernent les individus comme la communauté. L'agriculteur peut décider un investissement pour son exploitation agricole. Le gestionnaire de bassin prend des décisions pour assurer un futur optimum des points de vue politique, social, économique et écologique, selon les croyances du moment sur ce que signifie un optimum. Cette gestion peut invoquer le nouveau paradigme de la gestion participative.



Figure 1-13 Calendrier des semis et récoltes des légumes de Michel Le Jardinier ;). Source: M. Lis, 1987

1.4.1.3 LA VARIABILITE SPATIO-TEMPORELLE DE LA DEMANDE EN EAU AGRICOLE COMME UNE COMPOSANTE DE LA COMPLEXITE DE LA DECISION

La demande en eau agricole dépend d'un très grand nombre de facteurs (Figure 1-4), que l'on peut regrouper en quatre grandes catégories: le climat, les cultures, les sols et les pratiques agricoles. Chacune d'entre elles est étudiée indépendamment par différentes branches des sciences qui permettent d'améliorer thématiquement la compréhension des processus à différentes échelles. La simulation numérique permet d'effectuer des projections futures à plus ou moins long terme et à des résolutions plus ou moins fines afin d'anticiper les actions à effectuer.

La "résolution" à laquelle ont lieu les processus ne permet pas une réponse univoque. En d'autres termes, il n'est pas possible de simuler les différents processus de ces systèmes complexes à l'échelle 1:1, puisque cette échelle 1:1 n'existe pas. Il s'agit de donner une réponse appropriée aux différentes questions pour un territoire donné, en fonction de la connaissance scientifique des processus, des moyens d'observation et des moyens de calcul. La question posée est le fil conducteur pour déterminer l'échelle à laquelle le problème doit être traité. Prenons l'exemple de la décision d'effectuer une irrigation sur une parcelle agricole. La résolution temporelle à laquelle peuvent être séparés les processus impliqués est très variable. On peut considérer qu'ils vont d'une résolution de l'ordre d'une seconde jusqu'au mois. L'échelle spatiale peut être considérée depuis les organes de chaque plante jusqu'à l'ensemble de la parcelle. Pourtant, l'échelle la plus fine de l'action d'irriguer cette parcelle agricole dépend uniquement de l'échelle à laquelle le matériel d'irrigation (voir Tableau 1-1) peut-être manœuvré, et cela dépend

1.4 Télédétection pour l'aide à la décision dans la gestion de l'eau agricole

manifestement d'une optimisation consciente ou inconsciente des coûts d'opération et d'investissement.

Les facteurs qui influent sur la demande en eau agricole sont variables spatialement et temporellement. Les différents processus impliqués peuvent être analysés à différentes résolutions spatiales et temporelles. La complexité du processus décisionnel dépend des outils d'action du décideur. L'évaluation de différentes options et le choix final repose sur des informations caractérisées par leur exhaustivité, leur précision, leur niveau d'incertitude s'il peut être qualifié.

CHAPITRE 2 - DETECTION DES EVENEMENTS D'IRRIGATION A L'ECHELLE PARCELLAIRE

CHAPITRE 2 -	Détection des événements d'irrigation à l'échelle parcellaire	43
2.1	Introduction.....	45
2.1.1	Superficies irriguées	45
2.1.2	Quantités d'irrigation	48
2.2	Méthode	49
2.3	Article "Potential for the Detection of Irrigation Events on Maize Plots Using Sentinel-1 Soil Moisture Products"	51
2.4	Synthèse et conclusion	73

Références

Le Page, M., L. Jarlan, M. El Hajj, M. Zribi, N. Baghdadi, A. Boone. « Potential for the Detection of Irrigation Events on Maize Plots Using Sentinel-1 Soil Moisture Products ». *Remote Sensing* 12, n° 10 (2020): 1621. <https://doi.org/10.3390/rs12101621>.

Ce chapitre essaie d'apporter des éléments pour répondre à la question de la gestion de l'eau à l'échelle de l'agriculteur et ses parcelles agricoles. La problématique du pilotage de l'irrigation que j'avais déjà envisagé dans des travaux précédents est posée dans les mêmes termes: il faut identifier les tours d'eau d'irrigation en quasi-temps réel de façon à forcer un modèle de bilan hydrique qui proposerait ainsi de façon automatisée des recommandations d'irrigation. La première partie du chapitre montre que la détection de l'irrigation est jusqu'à présent restée cantonnée à des échelles spatiales et temporelles très grandes, la plupart du temps inadaptées à l'agriculture. Nous proposons une méthode originale basée sur l'analyse d'anomalies de la variation de l'humidité du sol entre modèle et observation spatiale réalisé pour chaque intervalle d'observation. L'approche est basée sur des produits existants afin de déterminer les événements d'irrigation à l'échelle parcellaire.

2.1 INTRODUCTION

La détection de l'irrigation recouvre la thématique de la détection des surfaces irriguées, la quantification et la distribution spatio-temporelle des volumes d'irrigation. La télédétection spatiale fournit plusieurs éléments de réponse à ces thèmes, mais peu de solutions pour détecter un timing fin des irrigations qui serait notamment utilisable pour forcer un bilan hydrique à la parcelle.

2.1.1 SUPERFICIES IRRIGUEES

La cartographie des surfaces irriguée est traditionnellement effectuée par un inventaire des surfaces équipées en système d'irrigation. Récemment, des compilations à l'échelle globale comme MIRCA2000 (**Portmann et al., 2010**) et GMIA (**Siebert et al., 2005, 2015**) ont vu le jour. Ces cartographies dépendent de la remontée des données nationales, elles ne prennent pas forcément en compte les zones irriguées récentes ou non déclarées, les déprises des zones irriguées (ancien bloc soviétique). En outre, ces produits ne sont disponibles qu'à de relativement basses résolutions spatiales qui limitent leur utilité pour les organismes de gestion locaux ou régionaux.

Lorsque les apports en eau naturels ne sont pas suffisants pour assurer le plein développement des cultures, on peut observer un contraste avec les cultures irriguées qui sont quant à elles proches de leur potentiel maximum. A l'échelle annuelle, ce contraste est directement observable par télédétection spatiale grâce aux indicateurs de végétation. Ils permettent d'observer ce contraste tout au long de la saison, en particulier grâce aux différences sur la forme de l'enveloppe de l'indicateur de végétation (durée du cycle, maximum, pentes en phases ascendantes et descendantes). Ce genre d'approche a été largement utilisé pour alimenter des arbres de décision, c'est-à-dire un algorithme empirique qui spécifie des dichotomisations successives de l'image jusqu'à arriver à l'objectif de cartographier les zones irriguées (**Ambika et al., 2016; Biggs et al., 2006; IWMI, 2005; Ozdogan and Gutman, 2008; Thenkabail et al., 2005, 2009**). La technique qui consiste à estimer des enveloppes temporelles et à chercher à quelle enveloppe correspond chaque pixel est différente des approches par arbre de décision dans la mesure où l'ensemble de la série temporelle est utilisé pour effectuer la classification (**Dheeravath et al., 2010; Teluguntla et al., 2015, 2017**).

Les caractéristiques locales du sol et du climat, les variétés, les pratiques agricoles font que le potentiel d'une culture est variable spatialement. D'autre part, il reste difficile

d'effectuer une différenciation détaillée des cultures grâce aux données de télédétection spatiale. Cette technique est donc confrontée à une certaine confusion, soit lorsque les cultures irriguées ont de mauvaises performances (sol pauvre, mauvaise conduite de l'irrigation, problème phytosanitaire), soit lorsque les cultures non-irriguées atteignent de bons développements par exemple lors d'une année suffisamment pluvieuse. Cette incertitude sur un cycle annuel peut être compensée par un renforcement de l'information en passant à un pas de temps pluri-annuel, par exemple à l'échelle décadaire.

Les indicateurs d'humidité du sol donnent quant à eux un renseignement sur les premiers centimètres du sol non couverts par la végétation. Ils sont donc surtout pertinents en début de saison, à moins que des traitements aient permis de séparer le signal d'humidité provenant des plantes de celui provenant du sol. En télédétection optique, l'indicateur privilégié est le NDWI, un indicateur normalisé entre la réflectance dans le rouge et le moyen infrarouge. En télédétection micro-onde, le signal rétrodiffusé est expliqué en partie par l'humidité du sol superficiel (mais en plus grande partie par la rugosité du sol). L'humidité du sol superficiel peut également être fournie sous la forme d'indicateur (SWI, Soil Water Index). Cette information peut être combinée avec les indicateurs de la végétation pour estimer les surfaces irriguées.

L'information contenue dans ces indicateurs fournit une certaine compréhension de la réalité (la végétation, la géométrie du sol, le sol lui-même, l'humidité du sol). Cependant, ils réduisent l'information initiale. Hors, dans les approches dites d'apprentissage supervisé, les observations de référence (par exemple les parcelles irriguées/non irriguées) sont utilisées avec un jeu de données pour créer automatiquement l'arbre de décision. Ainsi, des approches par classifieur supervisé tels que Support Vector Machine (**SVM, Zheng et al., 2015**) ou Random Forest (**Ferrant et al., 2016; Peña-arancibia et al., 2014**) peuvent s'affranchir de cette étape de compréhension et utiliser au contraire la donnée la plus exhaustive et atomisée possible, pour parvenir à l'objectif final, en l'occurrence ici, une classification en deux classes (irrigué/non irrigué) ou plus de classes (méthodes d'irrigation par exemple).

Le maximum potentiel de végétation trouve son corollaire dans le maximum potentiel d'évapotranspiration. Lorsqu'une culture est irriguée, on peut considérer qu'elle manquera rarement d'eau et pourra donc évapotranspirer à son potentiel. Ce potentiel est indépendant d'un développement maximum de la végétation, il s'agit de l'ETc de la

végétation réelle. On peut également imaginer un déficit d'ET si la végétation n'a pas atteint son maximum. La différence entre l'ET_{max}, ET_c, ET_r peut être exploitée pour déterminer les contrastes entre surfaces irriguées et non irriguées. La réduction d'ET d'une culture est due à une faible disponibilité en eau dans la réserve racinaire. La plante doit alors réduire son activité photosynthétique pour économiser de l'eau, elle ferme ses stomates et réduit l'échange d'eau avec l'atmosphère par transpiration. L'eau ne s'évacuant plus des plantes, l'air est plus sec et chaud. L'augmentation de température est captée par le satellite équipé de capteurs TIR. Le contraste de température de surface entre un couvert stressé et un couvert non stressé permet également de faire la différence entre une culture irriguée et une culture qui ne l'est pas. Néanmoins, l'amplitude du stress hydrique, doit être suffisamment forte et la durée du stress hydrique doit être suffisamment longue pour être perçue par ces capteurs. La fréquence d'observation de ces capteurs doit donc être suffisamment élevée pour que ces données soient pertinentes. A l'heure actuelle, seuls des capteurs basses résolution TIR (1km) permettent de faire cette surveillance, ce qui est relativement faible pour les surfaces irriguées. Des données TIR à haute résolution spatiale avec temps de revisite inférieur à la semaine sont une nécessité pour le suivi du fonctionnement hydrique des couverts à l'échelle parcellaire. Plusieurs nouvelles missions spatiales sont actuellement en cours de définition pour combler ce manque comme par exemple TRISHNA et LSTM.

Les produits d'humidité du sol en surface (SSM) ont été utilisés pour estimer les surfaces irriguées. **Escorihuela and Quintana-Seguí (2016)** ont comparé les humidités du sol provenant de AMSR, ASCAT et SMOS avec les sorties du LSM SURFEX avec un modèle force-restore à trois couches (ISBA 3L). Le principe à la base de ces approches est basé sur l'étude des différences entre la réalité observée pour les capteurs hyperfréquences et les prédictions du modèle qui ne représente pas l'irrigation. Selon ces auteurs, l'étude des corrélations suggère que seul SMOS est capable de voir les irrigations et précipitations dans cette étude menée en Catalogne. **(Kumar et al., 2015)** ont effectué une étude similaire en comparant avec le LSM NOAH, concluant pour leur part que le produit SSM de ASCAT pouvait être utile pour cartographier les surfaces irriguées, mais que la plus grande source de biais entre observations et LSM reste la paramétrisation du LSM. Ils constatent également que la différence d'échelle entre modèle et observation est une autre source d'erreurs, et que la résolution de ces données est peu compatible avec l'échelle des surfaces irriguées. De la même façon **Lawston et al. (2017b)** ont montré que les SSM issus de SMAP permettent de détecter les principales périodes

saisonnnières et la signature spatiale de l'irrigation due à un SSM élevé par rapport aux régions adjacentes non irriguées.

En résumé, la cartographie des surfaces irriguées consiste à séparer les surfaces irriguées des surfaces non-irriguées. Le pas de temps de ces cartes est généralement annuel voire multi-annuel. Les observations spatiales qui sont mobilisées proviennent du visible de l'IRT ou des micro-ondes actives ou passives. Les méthodes sont principalement des algorithmes de classification (supervisé, non supervisé, arbre de décision).

2.1.2 QUANTITÉS D'IRRIGATION

Dans leur rapport à l'Union Européenne, **Lockwood et al. (2014)** ont insisté sur l'importance de déterminer les prélèvements d'eau non identifiés en utilisant des techniques d'observation de la Terre. La quantification de l'irrigation par télédétection spatiale est essentiellement estimée par deux approches, (1) la différence entre les échanges atmosphériques, à savoir les apports en eau par la pluie et les pertes en eau par évapotranspiration et (2) la comparaison entre la teneur en eau du sol obtenue par modélisation du bilan hydrique du sol et des observations d'humidité du sol. Une troisième approche qui ne fait pas forcément appel à la télédétection spatiale consiste à simuler les irrigations.

Dans le premier cas, on suppose que si la différence ET-P est positive, elle peut-être expliquée par un apport en eau supplémentaire dû à l'irrigation. Les autres pertes (Figure 1.6) ne peuvent pas être quantifiées par cette différence. Toute la difficulté consiste à estimer le plus précisément possible ET et P. (**van Dijk et al., 2018; Droogers et al., 2010; Romaguera et al., 2012, 2014**). Ces approches ont montré un certain succès pour des pas de temps assez longs (mois, saison, année). Dans (**Hain et al., 2015**), une comparaison est effectuée entre les évapotranspirations estimées par la méthode ALEXI (**Anderson et al., 2003**) et les sorties du LSM NOAH pour identifier des incompatibilités qui peuvent être attribuées à l'irrigation. **Romaguera et al. (2014)** ont soustrait la différence entre l'ET estimée par télédétection à basse résolution (SEBS en Chine, MSG ETact en Afrique) à celle du GLDAS (Global Land Data Assimilation System) qui ne prend pas en compte les irrigations. Plus récemment, **Olivera-Guerra et al. (2018, 2020)** ont montré que les données IRT locales ou issues d'observations satellitaires (Landsat-8) associées à un modèle de bilan hydrique pouvaient être utilisées pour estimer les dates et quantités d'irrigation.

La comparaison de l'humidité du sol en surface issu de l'observation satellite avec celle estimée par modèle a surtout été effectuée avec des données issues des micro-ondes. Le modèle tourne sans simulation des irrigations, et celles-ci sont inférées grâce à la différence d'humidité. Outre la nécessité de disposer de bonnes simulations de l'humidité du sol en surface, la difficulté réside dans le fait que les observations micro-ondes sont au mieux capables d'estimer le taux d'humidité sur quelques centimètres, et que cette eau disparaît très rapidement par ET. **(Brocca et al., 2018)** ont adapté l'algorithme SM2RAIN **(Brocca et al., 2014)** précédemment utilisé pour estimer les précipitations pour quantifier l'irrigation sur 9 sites pilotes aux États-Unis, en Europe, en Afrique et en Australie avec 4 produits satellitaires de l'humidité des sols. Les résultats de cette étude indiquent que la méthode est capable de quantifier l'irrigation brute, avec des performances satisfaisantes à partir de données satellites avec des erreurs inférieures à $\sim 0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ et des temps de revisite inférieurs à 3 jours, et avec de meilleurs résultats sur des sites caractérisés par des étés secs. Cependant la résolution spatiale d'identification des irrigations est liée aux produits d'humidité du sol qui varient entre 9 et 40 km. **(Filippucci et al., 2020)** a utilisé le même algorithme avec des données locales (Gamma ray) et a obtenu des estimations d'irrigation avec des performances journalières et hebdomadaires qualifiées par un coefficient de corrélation Pearson de 0.6 et 0.7 respectivement. **Jalilvand et al. (2019)** ont appliqué l'algorithme en Iran. **Zaussinger et al. (2019)** ont appliqué la méthode aux US (3 sources de SSM). Ils ont constaté que la corrélation avec les inventaires d'irrigations était bonne, mais systématiquement sous-estimée.

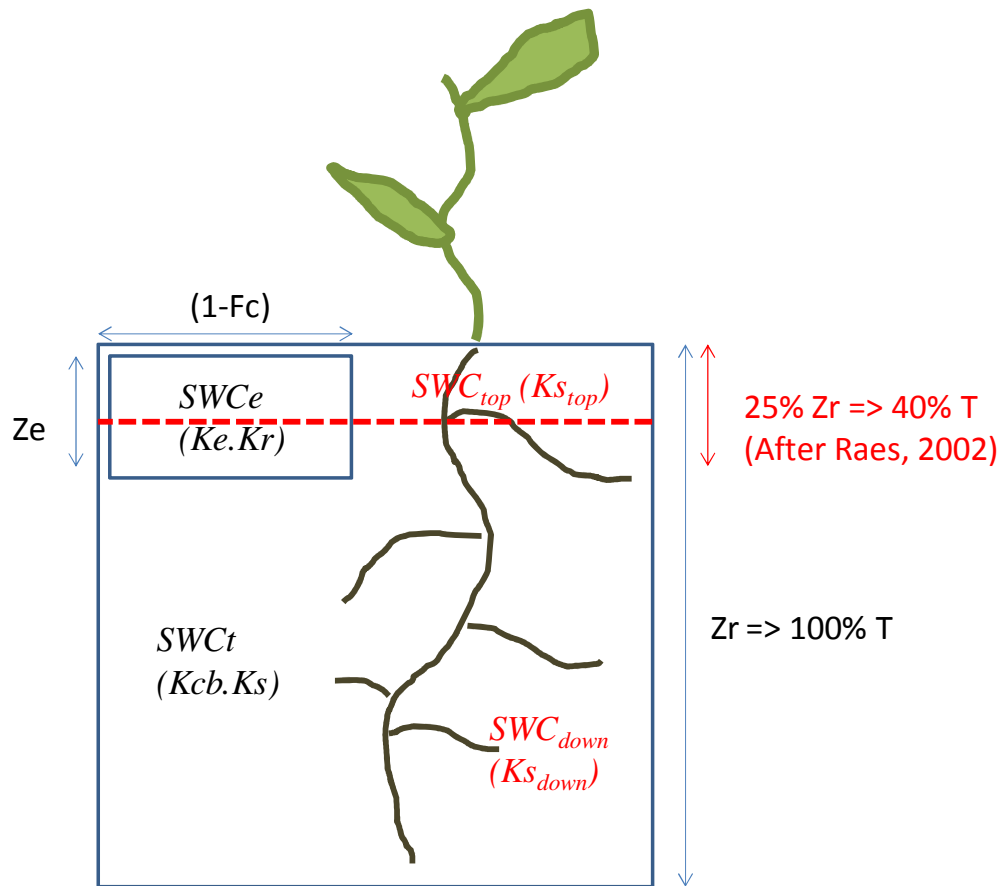
Enfin, une troisième voie consiste à faire fonctionner un modèle de bilan hydrique et de simuler des déclenchements d'irrigation. Ce modèle de bilan hydrique peut faire intervenir des observations satellites (ET, LAI, SSM) ou pas. La difficulté de cette approche est que les règles d'irrigation sont totalement programmatiques/rationnelles (par exemple vidange de la réserve utile jusqu'à un certain pourcentage) et non réelles. Des exemples de cette approche sont disponibles dans **(Evans and Zaitchik, 2008; Lawston et al., 2017a; Ozdogan et al., 2010)**.

2.2 MÉTHODE

Hormis dans quelques rares cas, la résolution temporelle (semaine, mois, saison) et spatiale (plusieurs kilomètres) de l'estimation de l'irrigation est faible, et donc relativement peu utilisable à l'échelle de la parcelle agricole. Une méthode a été

proposée pour détecter les évènements d'irrigation à l'échelle de la parcelle au pas de temps journalier. Cette donnée est pertinente à plusieurs niveaux. Elle peut être utilisée pour forcer les apports en eau d'irrigation dans un modèle de bilan hydrique. Elle peut également permettre d'établir un bilan de fin de saison, elle peut éventuellement permettre de distinguer les surfaces irriguées des surfaces non irriguées.

La méthode consiste à comparer les variations de SSM d'un produit satellite entre chaque date disponible avec celles d'un modèle. Une implémentation du modèle FAO-56 (**Le Page et al., 2014**) a été déployée (voir Annexe 2.5.2). Le coefficient cultural de base (K_{cb}) et la fraction du couvert (F_c) sont pilotés par le NDVI provenant de l'imagerie Sentinel-2. Ce modèle a été modifié afin qu'il fournisse une estimation de SSM (Figure 2-1). En amont, le timing des données pluviométriques a été ajusté à celui du produit SSM. Une irrigation est détectée si le sens de variation de SSM modèle et observation sont incompatibles à un seuil près. La date exacte de l'irrigation est obtenue par tests d'injection d'une dose d'irrigation prédéterminée entre les deux dates d'observation, pour ainsi minimiser la différence de SSM.



$$SWC_{top} = (1-Fc) * SWC_e + Fc * (SWC_{top})$$

with $T_{top} = \min(ET0 * Ks, ET0 * Ks_{top})$ and $T_{down} = \min(T - T_{top}, ET0 * Ks_{down})$

Figure 2-1 Explication graphique de la modification du bilan hydrique FAO-56 pour estimer l'humidité de surface.

L'algorithme a été testé sur 6 parcelles de maïs localisées dans le sud-ouest de la France. Trois parcelles sont irriguées par canons enrouleurs, deux parcelles sont irriguées par un pivot central et une parcelle n'est pas irriguée. Les SSM ont été mesurées in situ par des sondes Sentek à un pas de temps de 30 minutes, qui ont été ensuite utilisées à un pas de temps variant de 1 à 6 jours. Les estimations de SSM sont obtenues à partir de Sentinel-1 et traitées dans le cadre de THEIA (El Hajj et al., 2017).

2.3 ARTICLE "POTENTIAL FOR THE DETECTION OF IRRIGATION EVENTS ON MAIZE PLOTS USING SENTINEL-1 SOIL MOISTURE PRODUCTS"



Article

Potential for the Detection of Irrigation Events on Maize Plots Using Sentinel-1 Soil Moisture Products

Michel Le Page ^{1,*}, Lionel Jarlan ¹, Marcel M. El Hajj ², Mehrez Zribi ¹,
Nicolas Baghdadi ³ and Aaron Boone ⁴

¹ CESBIO, Université de Toulouse, CNRS/UPS/IRD/CNES/INRAE, 18 Avenue Edouard Belin, bpi 2801, 31401 Toulouse, CEDEX 9, France; lionel.jarlan@ird.fr (L.J.); mehrez.zribi@ird.fr (M.Z.)

² ITK, Cap alpha, Avenue de l'Europe, 34830 Clapiers, France; marcel.elhajj@itk.fr

³ INRAE, TETIS, University of Montpellier, 500 rue François Breton, 34093 Montpellier, CEDEX 5, France; nicolas.baghdadi@teledetection.fr

⁴ CNRM, Université de Toulouse, Météo-France, CNRS, 31057 Toulouse, France; aaron.boone@meteo.fr

* Correspondence: michel.le_page@ird.fr

Received: 2 April 2020; Accepted: 14 May 2020; Published: 19 May 2020



Abstract: Although the real timing and flow rates used for crop irrigation are controlled at the scale of individual plots by the irrigator, they are not generally known by the farm upper management. This information is nevertheless essential, not only to compute the water balance of irrigated plots and to schedule irrigation, but also for the management of water resources at regional scales. The aim of the present study was to detect irrigation timing using time series of surface soil moisture (SSM) derived from Sentinel-1 radar observations. The method consisted of assessing the direction of change of surface soil moisture (SSM) between observations and a water balance model, and to use thresholds to be calibrated. The performance of the approach was assessed on the F-score quantifying the accuracy of the irrigation event detections and ranging from 0 (none of the irrigation timing is correct) to 100 (perfect irrigation detection). The study focused on five irrigated and one rainfed plot of maize in South-West France, where the approach was tested using in situ measurements and surface soil moisture (SSM) maps derived from Sentinel-1 radar data. The use of in situ data showed that (1) irrigation timing was detected with a good accuracy (F-score in the range (80–83) for all plots) and (2) the optimal revisit time between two SSM observations was 2–4 days. The higher uncertainties of microwave SSM products, especially when the crop is well developed (normalized difference of vegetation index (NDVI) > 0.7), degraded the score (F-score = 69), but various possibilities of improvement were discussed. This paper opens perspectives for the irrigation detection at the plot scale over large areas and thus for the improvement of irrigation water management.

Keywords: sprinkler; corn; France; irrigation timing; FAO-56; surface soil moisture; SAR

1. Introduction

Optimal irrigation relies on an accurate knowledge of plant water consumption, the flow of water, and soil moisture dynamics throughout the growing season. At the plot level, Khabba et al. [1] have shown that better irrigation scheduling can save between 10% and 50% of irrigation water, depending on the irrigation method used and the type of soil. The scheduling and management of irrigation is governed essentially by human decisions, in accordance with various systemic and technical constraints, which are generally unknown at large scales. Globally, 70% of mobilized fresh water is consumed by irrigation and the irrigated surface area of the Earth has doubled over the last 50 years [2]. An adequate understanding and management of this topic is of paramount importance, when it comes to reducing the wastage of water and improving crop yields.

Irrigation scheduling is generally based on a farmer decision-making process, which is used to determine when and how much water should be provided, to optimize the development and yield of the irrigated crops [3–5]. Several methods can be applied, to assist the decision-making process used to establish an irrigation schedule such as: (1) water balance simulation models, (2) the monitoring of soil water content or matrix water potential and (3) a combination of both of these. In addition, the farmers ability to follow advice, in terms of dates and quantities of water, can be restricted by several factors: an irrigation infrastructure that imposes the timing of irrigation events, an irrigation method that imposes the volumes of water, the time available to implement scheduling changes, etc.

The in-situ measurement of soil water content is considered to be the best possible measurement technique [6,7]. However, this technology still faces several challenges as for today. On one hand, high-end local measurement point remains expensive but is not able to assess the heterogeneity of soil moisture in a field. On the other hand, a network of sensors (see for example [8]) requires time for installation and maintenance and data management and the system may fail (faulty sensor, incorrect calibration, saving or transfer of data and energy problem with nodes) [9,10].

In this regard, remote sensing products are an alternative for rapid and wider data acquisition [11]. Surface soil moisture (SSM) products derived from active and passive microwave remote sensors have improved over the last forty years [12]. The first mission exclusively designed for the retrieval of SSM was the soil moisture and ocean salinity mission (SMOS) launched in 2009 [13]. It was followed by a second mission named soil moisture active passive (SMAP, [14]). Several other passive and active microwave missions have produced data, which has been used to generate SSM products, such as those provided by the ERS and ASCAT scatterometers [15,16] and AMSR-2 (advanced microwave scanning radiometer [17]). Although SSM products alone are not sufficient for the scheduling of irrigation, several authors have shown that they could be useful for the assessment of irrigation water volumes. Lawston et al. [18] showed that the SSM product derived from SMAP is able to capture irrigation signals over semi-arid regions. Likewise, Malbêteau et al. [19] used 1-km disaggregated soil moisture products derived from SMOS to detect irrigated areas. Using the SM2RAIN algorithm [20], Brocca et al. [21] were the first to use coarse resolution surface soil moisture datasets (from 25 to 40 km spatial resolution, and a revisit time between 1 and 3 days) to estimate irrigation volumes. An interesting aspect of this approach is that the model accounts for underground water losses, which could otherwise be estimated only through the use of an irrigation efficiency coefficient. The same approach was recently applied in Iran [22], and this method has demonstrated its strong potential for the quantification of irrigation, providing good quality of SSM data where there are prolonged periods of low rainfall. Zaussinger et al. [23] also used different coarse resolution datasets and compared them to a water balance, forced by MERRA-2 reanalysis, to determine the use of irrigation water. The statewide comparison showed contrasted results (r between 0.36 and 0.8) and significantly lower estimates than the reported irrigation water withdrawals.

Nevertheless, these irrigation estimations are typically retrieved on a monthly time scale, and for pixels of several km^2 , which is insufficient for irrigation scheduling, in terms of both spatial and temporal resolution. In the last thirty years, synthetic aperture radar (SAR) has shown a high potential to retrieve soil moisture from backscattering coefficients [24–28]. With the recent launch of the Sentinel constellation, several teams have been working on the development of high resolution SSM products, based on the synergetic use of Sentinel-1 radar data, and optical observations from Sentinel-2 or Landsat-8 [29–36]. Greifeneder et al. [37] have also used Sentinel-1 data to detect soil moisture anomalies. The relevant retrieval algorithms are based either on the inversion of a radiative transfer model, or on a machine learning approach. The approach proposed by El Hajj et al. [31] has recently been implemented to produce maps of soil moisture on an operational basis, in different regions of the globe. This work was carried out within the frame of the THEIA program (French land data center, <https://www.theia-land.fr>), and has for the first time provided the opportunity for irrigation retrieval at the scale of individual fields.

While Earth observation can now provide an estimate of SSM at fine temporal and spatial scales, crop water requirements at the plot scale are commonly estimated by water budget models. The FAO-56 dual crop coefficient model [38–40] is a simple and efficient approach for this purpose. The model based on the estimate of water losses due to evapotranspiration (ET). The crop ET_c is obtained by modulating the ET of the vegetation of a reference crop (ET₀), through the use of a crop coefficient (K_c). Most of the effects of weather conditions are incorporated into ET₀, whereas K_c varies according to the characteristics of the crop. The ET_c can be reduced according to the water balance to obtain the adjusted ET of the crop (ET_{cadj}). In the dual crop coefficient approach, the ET is partitioned into evaporation (E) and transpiration (T). Since the early nineties [41], the parameter K_c has been related to remotely sensed vegetation indexes. More recently, the relationship between K_c and the vegetation index has been widely studied [42–49]. This combination has been used to develop irrigation scheduling tools [50–53], which are now reaching a good level of operational reliability, when combined with the 5-day/10 m spatial resolution data provided by the Sentinel-2 A and B constellation. However, the tools that compute a water budget cannot be run automatically, because they rely on user inputs to provide the parameters relevant to their real irrigation schedules.

Our hypothesis is that SSM estimates from SAR remote sensing can be compared to a water budget forced by conventional weather observations in order to detect irrigation events. The objective of this study is to propose a method to make this detection and to assess its performance by comparing in situ and remotely sensed SSM. The study focuses on the detection of irrigation events on irrigated maize with the sprinkler technique in the south-west of France.

The rest of the article is organized in four parts. First, the data and study site are described. Second, the new approach to irrigation retrieval is presented. Third, the results are displayed and analyzed. A discussion identifies some limitations of the method and highlights several potential improvements.

2. Study Site and Data

2.1. Experimental Plots and In-Situ Data

The present study was carried out on six maize plots in South West France, hereafter referred to as P1 to P6 (Figure 1). The region lies in the Oceanic Climate (Cfb in the Köppen classification) of Western Europe but with Mediterranean influences. The soil texture is mostly silt loam, with some variations between plots. These plots were sown with hybrid varieties of maize between April and May 2018. One plot (P1) was not irrigated, three plots were irrigated with rain guns and two plots were irrigated with a center pivot. Sprinkler irrigation systems are well suited for scheduling, as farmers can control their discharge rate, duration and frequency [4]. However, hose-reel systems are not as flexible as solid set systems or pivot or lateral displacement systems, because they are not suitable for very small or large application depths. In addition to the variability of precipitations (rain gauges installed on each plot registered from 229 mm to 452 mm), that is the reason why the irrigation amounts ranged from 8 to 40 mm and the number of irrigations per plot varied between 3 and 10. Sentek Enviroscan probes were installed on each plot, for most of the growing season, and soil moisture measurements were taken at 10 cm depth intervals, between 5 cm and the maximum measurement depth (60 or 90 cm depending on the soil). This data was used to determine the maximum root depth of each plot. The half-hourly measurements at 5 cm were averaged for each day and referred to as SSM_{sentek} to provide data to be comparable to the water balance model described below. The variables needed to compute the reference evapotranspiration (air temperature, dew point and wind speed) were retrieved from the closest weather meteorological organization synoptic station of each plot (<http://ogimet.com>). The corresponding plot descriptions are provided in Table 1.

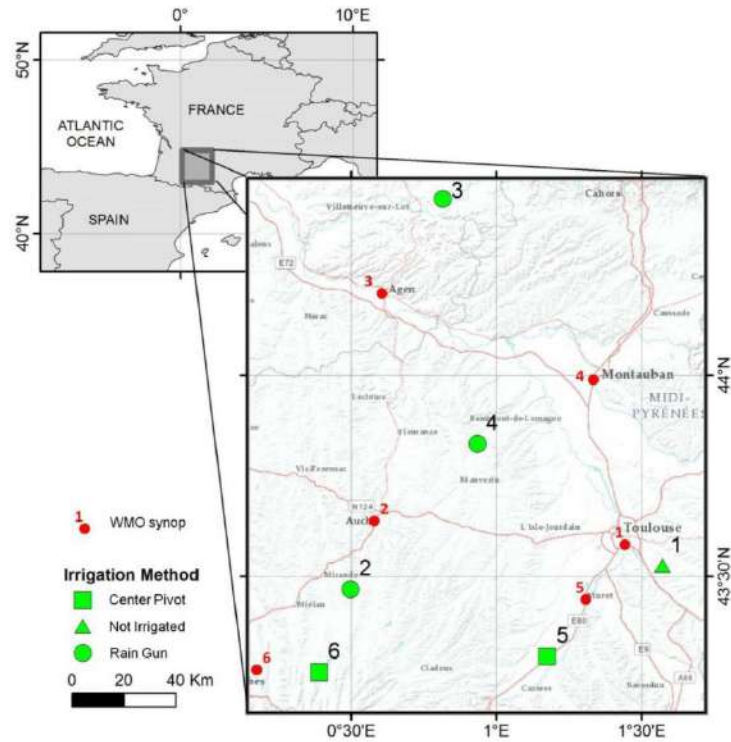


Figure 1. Location of the six experimental plots in South West France with their corresponding nearest Word Meteorological Organization (WMO) synop stations.

Table 1. Description of the six experimental plots. Irrigation and precipitation depths are summed between sowing and harvesting.

ID	Area (ha)	Sowing Date	Sentek Installation Date	Soil	θ_{wp} ($m^3 \cdot m^{-3}$)	θ_{fc} ($m^3 \cdot m^{-3}$)	Z _{max} (m)	Irrigation Type	Number of Irrigation Events	Cumulated Irrigation (mm)	Cumulated Rainfall (mm)
P1	7.6	April, 23	May, 9	Silt Loam Depth: 60 cm	0.17	0.33	0.45	Not Irrigated	0	0	333
P2	4.7	April, 23	May, 31	Silt Loam Depth: 90 cm	0.18	0.35	0.50	Rain Gun	5	175	347
P3	12.4	April, 25	June, 1	Silty clay Depth: 90 cm	0.23	0.36	0.30	Rain Gun	3	90	229
P4	11.1	April, 6	May, 9	Clay loam Depth: 90 cm	0.17	0.36	0.50	Rain Gun	5	190	452
P5	25.2	May, 22	July, 18	Gravelly Silt Depth: 60 cm	0.15	0.30	0.50	Center Pivot	10	175	279
P6	26.8	May, 10	June, 29	Silt Loam Depth: 90 cm	0.17	0.31	0.30	Center Pivot	6	72	334

2.2. Satellite Data

Sentinel-2 is a constellation of two sun-synchronous, multi-spectral imaging satellites, orbiting at an altitude of 786 km, with a 5-day repeat cycle. The Sentinel-2 level-2A product is used to assess the state of vegetation development. The product distributed by European Space Agency (ESA) (<https://scihub.copernicus.eu>), which provides the bottom-of-atmosphere reflectance and a cloud mask was chosen. Only cloudless dates (i.e., 0% cloud inside the plot) were retained, from which the normalized difference of vegetation index (NDVI) was computed at 10 m spatial resolution, using the

reflectance bands 4 (664.6 nm) and 8 (832.8 nm). This data was averaged over each plot. The NDVI was used as a linear proxy for the basal crop coefficient (K_{cb} , [54]) and fraction cover (F_c , [55]) for maize.

El Hajj et al. [31] used Sentinel-1 and Sentinel-2 time series data to develop an operational neural network for the estimation of surface soil moisture SSM (in the upper 3–5 cm). This product, which is referred to as S^2MP (Sentinel-1/Sentinel-2-derived soil moisture product at the plot scale), is computed using the ascending orbits of Sentinel-1, which pass above the corresponding latitudes at around 6 pm. Measurements recorded during the descending orbit, which passes overhead at around 6 am and is often affected by frost or morning dew, were not used. The neural network searches for the best fit to the calibrated water cloud model (WCM) [56], combined with the soil backscattering model integral evaluation model [57]. In the WCM, the total backscattered coefficient is modeled as the sum of the direct vegetation contribution and the soil contribution, multiplied by an attenuation factor. The product accuracy was estimated to be approximately 5.5 vol% for dry to slightly wet soil conditions, and 6.9 vol % for very wet soil conditions. However, its accuracy can decrease if the surface is very smooth (roughness < 1 cm), or very rough (roughness > 3 cm). These authors have also shown that the soil moisture RMSE increases slightly (by approximately 1.5 vol %) when the NDVI increases from 0 to 0.75. When the NDVI is greater than 0.75, the radar signal in both VV and VH polarizations can be characterized by a significant fall in sensitivity to soil moisture. The decrease in accuracy associated with a dense vegetation cover, which also affects the S^2MP product, can thus be expected to be found in all products derived from C-band SAR imagery.

The online product is computed and delivered for homogeneous plots based on a segmentation pretreatment and made available there: <https://www.theia-land.fr/en/product/soil-moisture-with-very-high-spatial-resolution>.

For this study, the calculation was redone for the exact extent of the six plots, producing single time series for each plot P1 to P6. Note that the size of the fields in this study ranged from 4.7 to 26.8 ha meaning that speckle was significantly reduced as 1 ha is about 100 pixels of Sentinel-1. In order to evaluate the quality of the S^2MP , the time series were compared to in situ measurements (Figure 2). The S^2MP estimates were available at a frequency of 1–6 days, on plots 2–6, and only once every 12 days on plot P1, which was observed by Sentinel-1B only. In order to reduce the noise, consecutive days have been averaged and assigned to the first day. The S^2MP product provided values of the same order of magnitude as those derived from in situ measurements. As expected, S^2MP did not fit well with local measurements (low r^2 and RMSE) when NDVI was over 0.75. However the alternating dry and wet events, which occurred during the middle of the season, close to the period of full crop development seemed well detected by the S^2MP . It appeared to be meaningful information to detect irrigation. This is the reason why the algorithm described below was based on change detection, rather than on the measurement of absolute values.

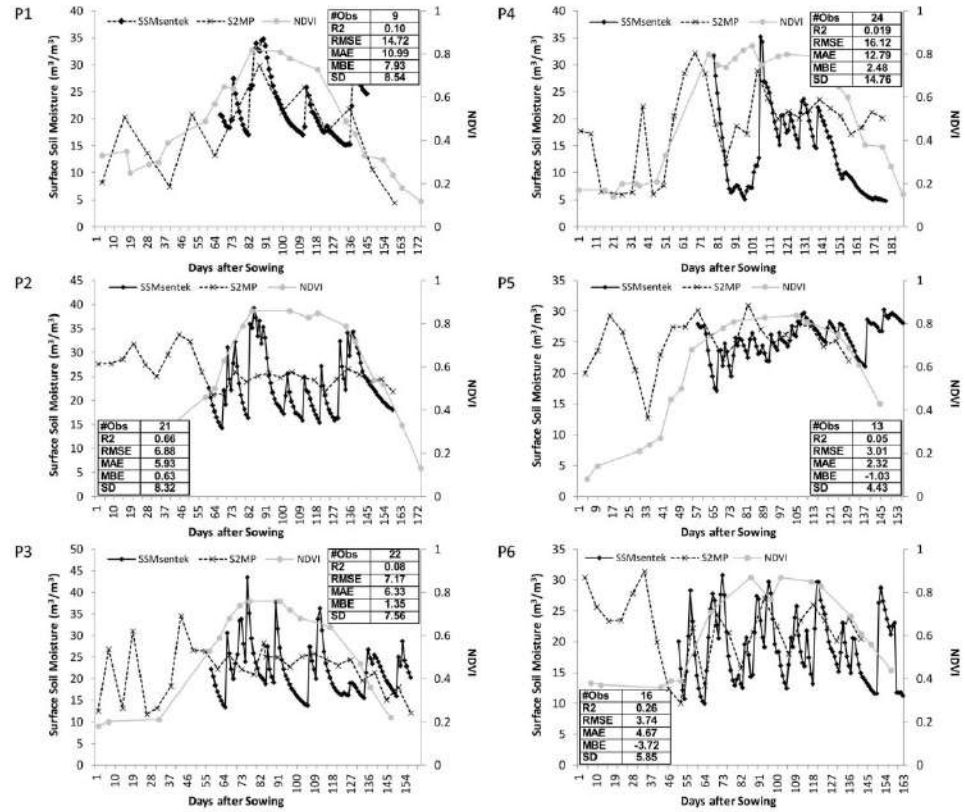


Figure 2. Time series of surface soil moisture after sowing, for six maize plots. The NDVI is shown in light gray. The tabular insets indicate the number of S²MP observations (#obs), as well as the statistical parameters used to compare S²MP with surface soil moisture (SSM)_{sentek}: the determination coefficient (R²), the root mean squared error (RMSE), the mean absolute error (MAE), the mean bias error (MBE) and the standard deviation (SD), the last third in m³·m^{−3}·^{−1}.

3. Method

Irrigation events were estimated by comparing the water budget of the upper layer of soil to the observed SSM. The four steps in our irrigation retrieval algorithm are summarized in Figure 3. They consist of (1) adjusting the timing of the time series, (2) estimating the surface soil moisture at the frequency defined by the daily time step, (3) comparing the model with SSM data, in order to detect irrigation events and (4) determining the best date of irrigation in between two SSM observations. The in situ observations and remotely sensed soil moisture product were tested in this study.

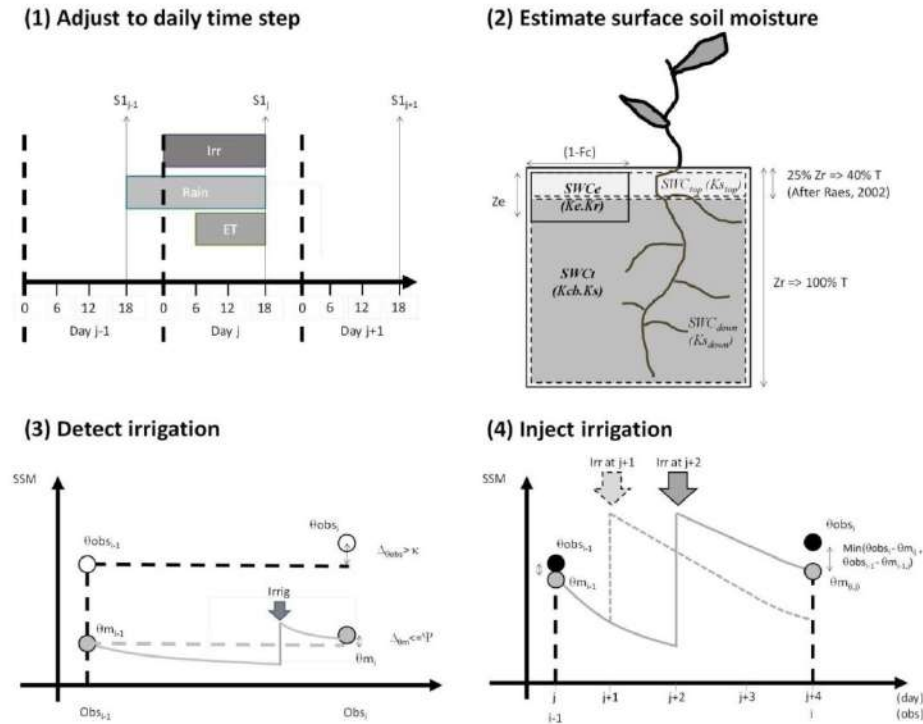


Figure 3. The four steps used to estimate irrigation dates.

3.1. Step 1—Adjusting from Instantaneous to Daily Values

This adjustment is illustrated in Step 1 of Figure 3. The total rainfall and evapotranspiration were thus computed for each day, and the S²MP product was estimated at the time when Sentinel-1 passes overhead (around 6 pm). In order to synchronize the rainfall and evapotranspiration with the remotely sensed data, it was decided to use 24 h intervals starting at 6 pm on the previous calendar day (j-1) and ending at 6 pm on the current calendar day (j). The daily precipitation of this 24-h interval was then given by the sum of one quarter of the values recorded during the previous calendar day, plus three-quarters of those corresponding to the current day. This approach is similar to that used by Allen [40]. As evapotranspiration occurs mainly during the daytime, between 6 am and 6 pm, its daily distribution remained unchanged. The resulting irrigations computed for this 24-h period were thus assigned to the current calendar day (j).

3.2. Step 2—Estimation of the Soil Water Content of the Upper Layer

The FAO-56 method [39] was retained since it is extensively used for irrigation scheduling. The following description is based on the implementation described in Le Page et al. [52]. This model was developed specifically for the simulation of evapotranspiration. The transpiration is taken from a bucket of soil expanding from the surface to the root depth (Zr). The root depth growth between 0 and a maximum root depth (Zr_{max}, see Table 1) linearly to fraction cover (F_c). In this study, the maximum root depth of each study plot was set according to the study of the different soil moisture sensors. Inside this bucket, a second bucket accounted for the evaporation of the non-covered area of soil (1-F_c). The depth of this bucket (Ze) depended on the soil texture, and varied from 7 to 15 cm. In FAO-56, the water content of the evaporation bucket was computed for the fraction of the soil that is both exposed and wetted. This concept is different from a bucket, which would account for the soil moisture of the

upper layer of soil (SWC_{top}), which is the quantity that needs to be compared with the observed SSM values. For this reason, it was proposed to slightly modify the method used by the FAO-56 model according to Raes' findings [58]. Of the transpiration 40% comes from the first upper quarter of soil ($Z_r/4$). The main bucket was thus divided into two layers, with the upper layer having a depth equal to one-quarter of the root layer. For a maximum depth of 60 cm, this means that the first quarter had a depth ranging between 0 and 15 cm. The lower layer was the complement of Z_r , and SWC_{top} was computed as follows: in Equation (1), the depth of the first quarter of soil was updated according to the new root depth, using a daily time step (j). Dr_{top} is the depletion of water in the upper layer and θ_{fc} and θ_{wp} are the field capacity and wilting point of the soil. TAW_{top} and TAW_{down} correspond to the total available water content in the upper and lower layers, and are computed in the same way as TAW in the FAO-56 model, but are fractioned into the upper (25%) and lower (75%) percentages (Equation (2)). The depletion of the bottom layer Dr_{down} is computed as the difference in depletion between the full root layer and the top root layer.

$$Dr_{top} = \min(\max(Dr_{top} - precip, 0), TAW_{top}) \quad (1)$$

$$\begin{aligned} TAW_{top} &= (\theta_{fc} - \theta_{wp}) * Z_r * 0.25 \\ TAW_{down} &= (\theta_{fc} - \theta_{wp}) * Z_r * 0.75 \end{aligned} \quad (2)$$

In a second step (Equation (3)), Dr_{top} is updated in accordance with known wetting events, and depletion is constrained between 0 and the maximum water content TAW_{top} :

$$Dr_{top} = \min(\max(Dr_{top} - precip, 0), TAW_{top}) \quad (3)$$

The transpiration of the upper layer is computed from Equations (4) and (5). The stress coefficient of the top layer ($K_{s_{top}}$) was computed in the exactly the same way as K_s in the FAO-56 model, but with the water quantities of the top layer (Equation (4)), where p_{adjust} is the average fraction of TAW that can be depleted from the root zone before water stress occurs. The transpiration of the top layer (T_{top}) was then obtained with the basal crop coefficients K_{cb} and previously computed $K_{s_{top}}$. In accordance with the findings of Raes [58], 40% of the transpiration is affected to the top layer. T_{top} cannot be greater than the total amount of transpiration T computed with the regular FAO-56 model (Equation (5)):

$$K_{s_{top}} = \min((TAW_{top} - Dr_{top}) / (TAW_{top} * (1 - p_{adjust})), 1) \quad (4)$$

$$T_{top} = \min(T, ET_0 * K_{cb} * K_{s_{top}} * 0.4) \quad (5)$$

Dr_{top} is updated by summing the evaporation (E) and the transpiration (T_{top}):

$$Dr_{top} = \min(\max(Dr_{top} + E + T_{top}, 0), TAW_{top}) \quad (6)$$

E was previously computed in the same way as in the FAO-56 model, using the evaporation bucket. Note that with shallow roots, the depth of the evaporation layer may be smaller than the upper layer, which can lead to inconsistencies.

This approach distributes the water available in the main bucket into an upper and a lower bucket. However, it does not fully achieve the objective of computing the water budget of the upper layer with a fixed depth of 3–5 cm. Indeed, the depth of the computed layer depends on the root depth Z_r . This point is discussed later. Note that some potential water balance terms have been neglected. The simulation of capillary rise was not necessary because there was no shallow aquifer beneath the plots. Runoff was also neglected because it is normally uncommon on well leveled irrigated plots. Likewise deep percolation occurs in case of excess input water in the FAO-56 parameterization. It does not affect the budget of the rooting compartment.

3.3. Step 3—Irrigation Detection

Irrigation is detected with the change detection algorithm described in step 3 of Figure 3, which is based on the soil moisture dynamics between two dates. The SSM provided by the measurements (derived from either in situ or S²PM observations) and the model described in 3.2 are referred to as θ_{obs} and θ_m , respectively. $\Delta\theta_{obs}$ and $\Delta\theta_m$ are the difference in SSM between the previous (i-1) and current steps (i), for the observations and the model, respectively. Note that the number of days between two steps depends on the timing of the measurements. Since the S²PM product is supposed to be very degraded when NDVI > 0.7 and that was confirmed for our dataset (Figure 2), it is assumed that variations between the model and the measurement are not necessarily compatible in amplitude, only the signs of the change are compared: irrigation could potentially have occurred when $\Delta\theta_{obs} > 0$ and $\Delta\theta_m < 0$. Note that this assumption about amplitudes might also be interesting for using uncalibrated sensors. At least two issues arise from this approach: (1) when there are too many days between date i-1 and date i, wetting events (rainfall or irrigation) from the first part of the period will not increase $\theta_{obs(i)}$ and (2) when $\theta_{m(i-1)}$ is already dry, the SSM cannot decrease much further so that the condition $\Delta\theta_{obs} > 0$ may not be satisfied due to observation uncertainty. Additionally, little rainfall may be sufficient to cause an increase of SSM ($\Delta\theta_m > 0$).

In order to address issue 1, a threshold κ was introduced, in order to account for the number of days between (i-1) and i. Basically, κ represents the minimum increase in SSM (in m³/m³) that can be interpreted as an irrigation event. The threshold is high when the time step is short (e.g., one day) and decreases when the number of days between two measurements increases. Equation (7) provides a simple approach to the modeling of this behavior, where the number 6 is a compromise between the repeat period of Sentinel-1 and the number of days after which an irrigation event would no longer be visible in the SSM data. The coefficient κ is related to the soil texture and must be adjusted:

$$\kappa = \max(0, (-\kappa * (day_i - day_{i-1})) + \kappa * 6) \quad (7)$$

Issue 2 is addressed through the use of a second threshold Ψ , which is computed empirically from Equation (8), where p is the threshold between readily available water and stress, in accordance with the FAO-56 model (e.g., 0.55 for maize). Ψ increases when $\theta_{m(i)}$ decreases, and when $\theta_{m(i)} > p$, it is equal to zero:

$$\Psi = \max(0, (3 - (3 * (-\kappa * (\theta_{obs(i)} - \theta_{wp}) / (p * (\theta_{fc} - \theta_{wp})))))) \quad (8)$$

Finally, an irrigation event occurs between dates (i-1) and i, when $\Delta\theta_{obs} > \kappa$ and $\Delta\theta_m < \Psi$.

3.4. Step 4: Irrigation Injection

If an irrigation event is detected, the irrigation date is sought between the beginning (day i-1) and the end of the period (day i). This period has a maximum duration of 12 days, with one Sentinel-1 flyover, and typically 6 days with Sentinel-1 A and B flyovers. The water balance was iterated for each day of this period, by injecting a fixed volume of water on each different day. This amount was set according to the known amounts used for the irrigation of each plot (Table 2). It is likely that this approach would not be suitable when the interval between two observations is too long or when the irrigation system is easy to handle (e.g., full coverage irrigation). We identified at least two different objectives for selecting the day j of irrigation injection. If observation and data were reliable, the objective would be to reach the SSM of the observations at the end of the period. Instead, we chose to select that day when the difference in SSM between model and observation at the end of the period is closer to the difference in SSM at the beginning of the period. Finally, the injection date is confirmed only if the model and observation have the same sign of the difference:

$$tirrig_{opt} = \min_0^n ((\theta_{obs(i)} - \theta_{m(i,tirrig)}) - (\theta_{obs(i-1)} - \theta_{m(i-1)})) \quad (9)$$

where n is the number of days in the period.

Table 2. Fixed volumes for irrigation injection, derived from real irrigation volumes.

Plot ID	P1	P2	P3	P4	P5	P6
Fixed irrigation amount (mm)	30	35	30	40	19	16

3.5. Accounting

In order to assess the validity of irrigation detection, three classes were proposed according to a timing range n expressed in days. A computed irrigation event was classified as a true positive (TP) if it is detected within a range of $\pm n$ days with respect to the observation. If the simulated irrigation does not lie within $\pm n$ days of the observed irrigation event, it is classified as a false positive (FP). If the irrigation is missed, or if no irrigation event is retrieved within $\pm n$ days of the observed irrigation event, it is a false negative FN. The number of days n was tested with 3 days and 5 days, and the final result was the average of the two tests. The "precision" $p = TP/(TP + FP)$, and the "recall" $r = TP/(TP + FN)$ could then be computed. The F-score, which is the harmonic mean of the precision and recall, was finally computed as: $F1 = 2.p.r/p + r$. This score that can range between 1 (perfect accuracy and recall) and 0 was multiplied by 100 for presentation purposes.

4. Results

4.1. Analysis of Soil Moisture Changes for the Detection of Irrigation Events

Figure 4 summarizes the 29 irrigation events recorded on the five irrigated plots. The difference in soil moisture between the S²PM dates was computed before and after irrigation, and the change ("delta") in SSM provided by the model was computed using real irrigation data. The local soil moisture showed 75% and 82% of compatibility with S²PM and the model respectively. The compatibility between S²PM and the model was 71%. Concerning the accuracy with which irrigation events were detected using this method, with the local SSM and S²PM measurements, true positive results were obtained in 59% and 63% of cases, respectively. When delayed detections (within a 6-day interval following an irrigation event) were aggregated, the accuracy climbed to 74% in both cases, which was considered to be the maximum achievable score using the present method and dataset. As revealed by this analysis, various circumstances could lead to incorrect detections: if a second irrigation event occurs within the time interval separating recorded events (events 11, 17, 22 and 26), only one event was accounted for, meaning that with this dataset, the highest achievable accuracy was only 85% (24/29). In cases where the moistening effects of irrigation disappeared during the sampling period (event 20), detection was very random. In some cases (events 4, 7 and 8), an increase in SSM was observed only during the next sampling interval. This was probably caused by misalignment of the data. In some cases, the in situ measurements (events 28 and 29) or S²PM (event 15) appeared to be incorrect. Lastly, irrigation events may in some cases be masked by rainfall (event 14).

Id		Dates		Kcb		Amounts		Delta SSM			Compatibility Detection					
Irr #	plot #	Irrigation	S ² MP before	S ² MP after		Rainfall	Irrigation	Δ Sentek	Δ S ² MP	Δ Model	S2 & Sk	Sk & M	S2 & M	Ir Sk	Ir S2	
1	2	68	63	69	1.00	0	35	3.1	0.3	11.4	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
2	2	102	99	105	1.13	0	35	1.4	1.1	6.9	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
3	2	111	105	111	1.15	0	35	-4.0	-1.2	6.9	🟡	🟡	🟡	⚠️	❌	
4	2	121	117	123	1.09	0	35	3.1	-2.6	2.1	🟡	🟢	🟡	✅	✅	
5	2	131	129	135	0.97	0	35	17.8	2.1	3.2	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
6	3	64	60	66	1.01	0	30	8.9	3.2	5.6	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
7	3	75	72	78	1.02	0	30	-8.0	-1.2	-5.1	🟡	🟢	🟡	❌	⚠️	
8	3	88	84	90	0.95	0	30	12.8	-0.1	5.7	🟡	🟢	🟡	✅	✅	
9	4	97	92	98	1.03	0	30	-1.0	-1.5	1.4	🟢	🟡	🟡	✅	✅	
10	4	118	116	122	1.07	0	40	1.3	1.4	14.8	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
11	4	122	116	122	1.07	0	40	1.3	1.4	14.8	🟢	🟢	🟢	❌	❌	
12	4	129	128	134	1.00	2	40	4.9	1.5	3.5	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
13	4	138	134	140	0.89	0	40	1.9	1.9	3.9	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
14	5	51	46	52	0.96	0	9	nan	0.0	-2.6			🟡	⚠️	⚠️	
15	5	68	64	70	1.10	0.1	20	-0.1	-3.7	2.0	🟢	🟡	🟡	⚠️	⚠️	
16	5	71	70	76	1.10	0	20	4.6	2.4	1.3	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
17	5	75	70	76	1.11	0	32	4.6	2.4	1.3	🟢	🟢	🟢	❌	❌	
18	5	82	76	82	1.12	0	9	-3.2	6.2	-2.6	🟡	🟢	🟡	✅	✅	
19	5	92	88	94	1.13	0	17.8	1.5	-2.2	0.2	🟡	🟢	🟡	✅	❌	
20	5	96	94	100	1.13	0.7	21.4	0.0	1.4	-1.4	🟡	🟢	🟡	⚠️	✅	
21	5	102	100	106	1.09	0	16.2	3.5	1.7	5.0	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
22	5	105	100	106	1.07	0.9	19.2	3.5	1.7	5.0	🟢	🟢	🟢	❌	❌	
23	5	120	118	124	0.94	0	11	1.2	1.0	2.7	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
24	6	84	82	88	1.08	0	16	1.5	5.9	2.9	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
25	6	89	88	94	1.06	0	16	4.5	5.4	6.4	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
26	6	94	88	94	1.15	0	8	4.5	5.4	6.4	🟢	🟢	🟢	❌	❌	
27	6	107	106	112	1.15	0	16	2.1	5.4	3.1	🟢	🟢	🟢	✅	✅	
28	6	114	112	118	1.11	0	8	-5.2	2.6	1.7	🟡	🟡	🟢	❌	✅	
29	6	132	130	136	0.84	0	8	-0.2	3.7	0.2	🟢	🟢	🟢	⚠️	✅	

Figure 4. Summary of each recorded irrigation event: The “compatibility” (same variation) between two sources (S2 for S²PM, Sk for in situ, M for Model) is indicated by a green circle, and a yellow circle on the contrary. In the “Detection” columns, a green tick corresponds to an increase in both SSM, a red cross corresponds to a opposite variation, or impossibility of detection due to the time step of observations. The yellow exclamation mark indicates a possible mismatch with the next time interval. The gray lines indicate when two irrigations occur between two S²PM observations.

4.2. Detection of Water Turns Using In-Situ SSM Measurements

Table 3 lists six different scores (TP, FP, FN, precision, recall and f-score) obtained for each plot, using the in situ SSM for different values of the coefficient k (1,2,3,4), with lapses ranging between one and six days. The last six lines give the scores for the total number of irrigation events. For plot 2, a perfect f-score was obtained despite the fact that the first irrigation event did not produce an increase in SSM_{sentek}. In fact, the irrigation event detected during the following time lapse was accounted for as a TP. This example show that this scoring technique could lead to incorrect conclusions. Another interesting aspect of this table is that for most plots, the most useful time lapses were between 2 and 4 days. A longer (5–6 days) or shorter time lapse (1 day) generally provided worst scores. Additionally, note that the coefficient k seemed to vary from one plot to another, as could be expected, since it represents the time taken for the soil to dry out to the point where the effects of the previous irrigation event become unnoticeable. This parameter varies mainly as a function of soil texture and irrigation volumes. Figure 5 illustrates how the irrigation have been detected on the time series of the six plots. Note that there was no irrigation detection on the non-irrigated plot P1, and that the detections were generally accurate for the five other plots.

Table 3. Irrigation detection scores using SSM_{Sentek} with 1–6 day intervals (rows), with k ranging from 1 to 4 (columns). The last six rows are the scores for the total number (29) of observed irrigation events.

	Lapse	TP				FP				FN				Precision				Recall				F-score				Rank	
		k->	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3		4
P1 (0 dosis)	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	3	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P2 (5 dosis)	1	4	5	5	5	2	2	3	3	1	0	0	0	67	71	63	63	80	100	100	100	73	83	77	77	6	77
	2	5	5	5	5	2	2	2	2	0	0	0	0	71	71	71	71	100	100	100	100	83	83	83	83	4	83
	3	5	5	5	5	2	2	2	2	0	0	0	0	71	71	71	71	100	100	100	100	83	83	83	83	4	83
	4	5	5	5	5	0	1	1	1	0	0	0	0	100	83	83	83	100	100	100	100	100	91	91	91	2	93
	5	5	5	5	5	0	0	0	0	0	0	0	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	1	100
	6	4	4	4	4	0	0	0	0	1	1	1	1	100	100	100	100	80	80	80	80	89	89	89	89	3	89
P3 (3 dosis)	1	3	3	3	3	0	0	1	1	0	0	0	0	100	100	75	75	100	100	100	100	100	86	86	86	2	93
	2	3	3	3	3	0	0	1	1	0	0	0	0	100	100	75	75	100	100	100	100	100	86	86	86	2	93
	3	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	67	67	67	67	67	67	67	67	67	67	67	5	67	
	4	2	3	3	3	0	0	0	0	1	0	0	0	100	100	100	100	67	100	100	100	80	100	100	100	1	95
	5	2	2	2	2	0	0	0	0	1	1	1	1	100	100	100	100	67	67	67	67	80	80	80	80	4	80
	6	2	2	2	2	1	1	1	1	2	2	2	2	75	75	75	75	50	50	50	50	60	60	60	60	6	60
P4 (5 dosis)	1	3	3	3	3	0	0	0	1	2	2	2	2	100	100	100	75	60	60	60	60	75	75	75	67	4	73
	2	3	5	5	5	0	0	1	1	2	0	0	0	100	100	83	83	60	100	100	100	75	100	91	91	2	89
	3	2	5	5	5	1	1	1	1	3	0	0	0	67	83	83	83	40	100	100	100	50	91	91	91	3	81
	4	3	5	5	5	0	0	0	0	2	0	0	0	100	100	100	100	60	100	100	100	75	100	100	100	1	94
	5	3	3	3	3	2	1	1	1	3	2	2	2	63	75	75	75	50	60	60	60	56	67	67	67	5	64
	6	2	2	2	2	1	1	1	1	3	3	3	3	67	67	67	67	40	40	40	40	50	50	50	50	6	50
P5 (10 dosis)	1	1	2	4	9	0	0	0	1	9	8	6	1	100	100	100	90	10	20	40	90	18	33	57	90	6	50
	2	2	5	8	8	0	0	1	1	8	5	2	2	100	100	89	89	20	50	80	80	33	67	84	84	1	67
	3	2	7	7	7	0	1	1	1	8	3	3	3	100	88	88	88	20	70	70	70	33	78	78	78	1	67
	4	4	6	6	6	0	1	1	1	6	4	4	4	100	86	86	86	40	60	60	60	57	71	71	71	1	67
	5	4	4	4	4	0	0	0	0	6	6	6	6	100	100	100	100	40	40	40	40	57	57	57	57	4	57
	6	4	4	4	4	0	0	0	0	6	6	6	6	100	100	100	100	40	40	40	40	57	57	57	57	4	57
P6 (6 dosis)	1	4	6	6	6	1	3	5	5	3	1	1	1	88	69	55	55	58	92	92	92	70	79	69	69	3	72
	2	6	6	6	6	1	3	4	4	0	0	0	0	86	67	60	60	100	100	100	100	92	80	75	75	1	81
	3	3	5	5	5	0	1	1	1	3	1	1	1	100	83	83	83	50	83	83	83	67	83	83	83	2	79
	4	1	4	4	4	0	2	2	2	5	2	2	2	100	67	67	67	17	67	67	67	29	67	67	67	5	57
	5	3	3	3	3	0	0	0	0	3	3	3	3	100	100	100	100	50	50	50	50	67	67	67	67	4	67
	6	1	1	1	1	0	0	0	0	5	5	5	5	100	100	100	100	17	17	17	17	29	29	29	29	6	29
Total (29 dosis)	1	15	19	21	26	3	5	9	11	15	11	9	4	85	80	71	71	50	64	71	88	63	71	71	78	5	71
	2	19	24	27	27	3	5	10	10	10	5	2	2	86	83	73	73	66	83	93	93	75	83	82	82	1	80
	3	14	24	24	24	4	7	7	7	15	5	5	5	78	77	77	77	48	83	83	83	60	80	80	80	3	75
	4	15	23	23	23	0	4	4	4	14	6	6	6	100	85	85	85	52	79	79	79	68	82	82	82	2	79
	5	17	17	17	17	2	1	1	1	13	12	12	12	92	94	94	94	57	59	59	59	70	72	72	72	4	72
	6	13	13	13	13	2	2	2	2	17	17	17	17	89	89	89	89	43	43	43	43	58	58	58	58	6	58

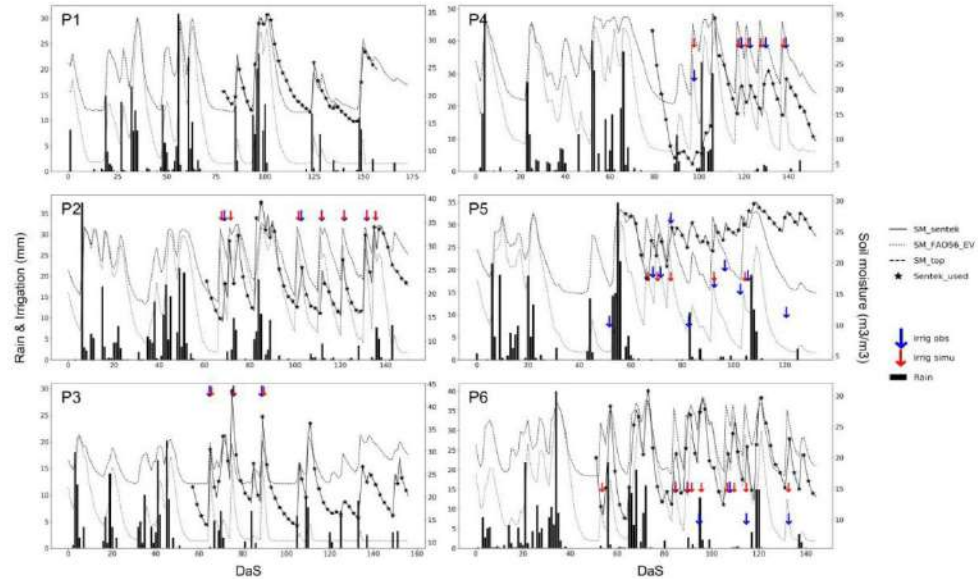


Figure 5. Irrigation detection for six plots using SSM_{Sentek} with a time step of two days and k equal to 2. The soil moisture variables are shown as volumetric percentages (right axis). Rainfall and irrigation events are given in millimeters (left axis). The scale on the horizontal axis corresponds to the number of days since sowing.

4.3. Detection of Water Turns Using the S^2MP Product

Figure 6 is very similar to Figure 5, but was produced using SSM_{S^2MP} data, from which Table 4 lists the corresponding scores. As the measurement period used for the S^2MP data was longer than in the case of the sensor measurements, the scores were adjusted accordingly for the purposes of comparison. In addition, as the Sentinel-1 images are evenly spaced by a period of six days, the coefficient k had no effect here. As stated earlier, it would probably be more appropriate to use a coefficient that takes not only the number of days between measurements, but also the soil texture and irrigation volumes into account.

Table 4. Scores obtained with the S^2MP product.

	TP	FP	FN	Precision	Recall	f-Score
P1	0	1	0			
P2	3	0	2	100	60	75
P3	1	2.5	2	29	33	31
P4	3	0	2	100	60	75
P5	6	0	4	100	60	75
P6	4	0	2	100	67	80
Total	17	3.5	12	83	59	69

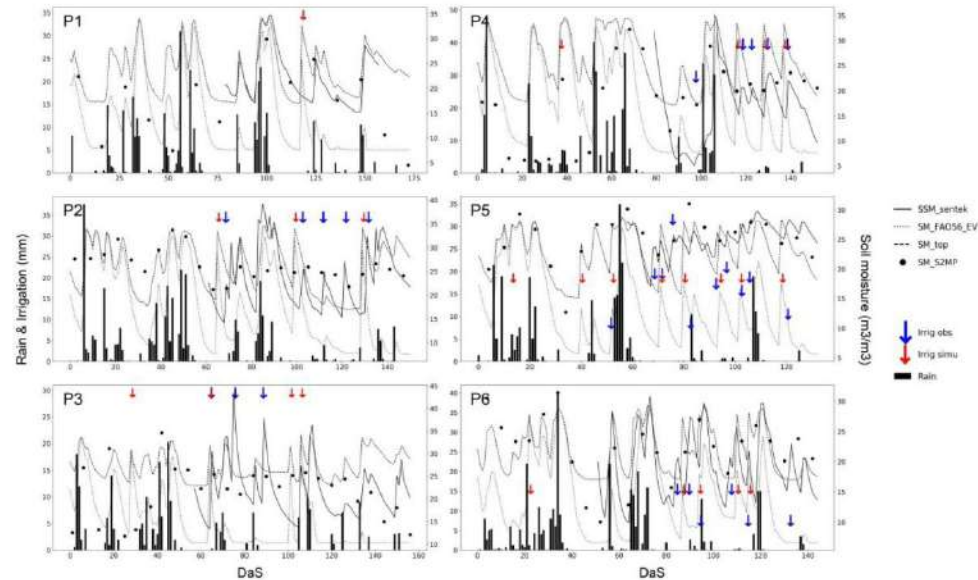


Figure 6. Irrigation detection for six plots using the S²MP product. The soil moisture variables are shown as volumetric percentages (right axis). Rainfall and irrigation events are given in millimeters (left axis). The scale on the horizontal axis corresponds to the number of days since sowing.

The soil moisture estimations derived from Sentinel-1 data were different to those provided by the in situ sensor measurements, especially when vegetation was close to full cover. In addition, as the remotely sensed data is recorded at six-day intervals, a certain loss in performance could be expected: the average f-score was found to be lower than the best scores obtained with local soil moisture measurements when they were recorded at shorter intervals (2–4 days). However, similar scores were achieved in the case of longer intervals (5 and 6 days). In addition, it is important to note that the reduced performance of the Sentinel-1 estimations can be accounted for mainly by its poor performance on plot #3.

A false positive result was noted on plot #1. As the S²MP product correctly identified an increase in soil moisture due to rainfall, the error can be attributed either to underestimation of the rainfall event, or to the fact that the model did not adequately reproduce the increase in soil moisture. Similar errors were observed at the beginning of the season for plot #5. On the other hand, the false detection of irrigation events on plots #3 and #4 at the beginning of the season were due to an increase in SSM that could not be explained by recorded rainfall amounts.

In general, the recall was found to be much lower than the precision, meaning that there were more missed detections (false negatives) than invalid detections (false positives). As shown in Section 4.1, this outcome was quite predictable, due to the limitations of the algorithm (see Discussion). The true positive score of 17 was thus very satisfactory, in view of the maximum possible score of 22.

4.4. Sensitivity Analysis

The two thresholds of the algorithm were already determined with in-situ sensor data. Figure 7 shows the f-scores obtained for varying rainfall, soil water retention and fixed irrigation amount with the S²SM dataset. Those variables commonly have relatively large spatiotemporal variability and associated uncertainties. White noise, with a Gaussian distribution, corresponding to an error varying from 20% to 80%, was added to the rainfall data of each event. This noise did not affect the timing or length of events. Over the tested range, the performance of the algorithm was only slightly degraded when the noise was increased. Concerning the fixed irrigation amount, its reduction to an

amount lower than 20 mm had a larger impact. Increases above this threshold had negligible impact, which was expected for two reasons. First, the algorithm took it into account when determining the irrigation date between two dates. The maximum impact was therefore 6 days for Sentinel-1 data. Secondly, irrigation events higher than 20 mm did not increase the impact on the soil moisture of the upper layer of soil. The sensitivity to the soil retention parameters was analyzed by adding a variability of -0.1 – $0.1 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ to field capacity and half of this variation to the readily available water. The performance was reduced or stable when soil retention was reduced. An increase in performance could however be observed for P2 and P3 when soil water retention was increased, probably meaning that the initial setup should be revised.

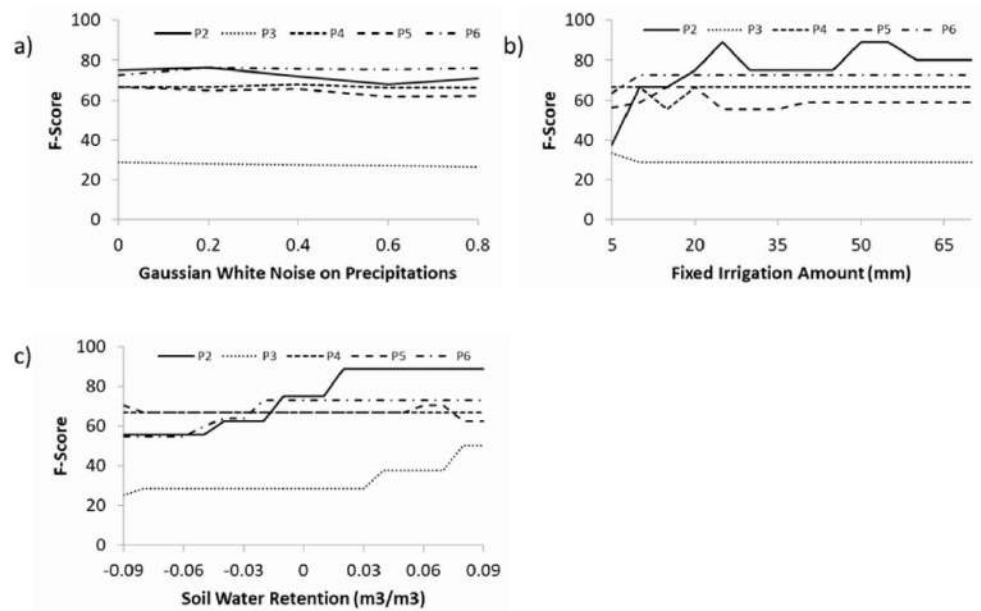


Figure 7. Sensitivity analysis on precipitation (a), irrigation amounts (b) and soil water retention (c).

5. Discussion

The approach described in this study makes use of the FAO-56 model, combined with remotely sensed observations, as a proxy for crop growth. The FAO-56 dual crop method is designed to estimate evapotranspiration by computing evaporation and transpiration separately. As it is not possible to estimate the SSM using this method, we proposed to distribute the soil moisture over upper and lower compartments. These are apportioned in accordance with the rooting reservoir, so that the depth of the upper (surface) compartment varies as a function of root development. SSM could be better represented with the use of different soil water balance models [59,60]. In this case, one could expect an improvement of the irrigation detections. A simple alternative would be to implement a precalibrated force-restore method [61,62], in parallel with the FAO-56 model. FAO-56 is a single bucket model that includes the Ritchie approach of evaporation [63]. In the models DSSAT [64], BUDGET [58] and AQUACROP [65], the soil profile is divided into several small soil compartments that have their own soil parameters. The differential flow equation is replaced by a set of finite difference equations. The infiltration works as tipping buckets. Drainage is computed between each compartment. The overall transpiration must also be distributed to each compartment according to root density and water stress at each compartment. Mechanistic models using Darcy's law and continuity equations could also provide an alternative approach. However, Ranatunga et al. [60] note that models based on Richards' equations assume the soil to be incompressible, non-hysteretic and

isothermal, and also make the assumption that soil moisture does not travel through macropores and preferred pathways. It would permit to model the potentially strong soil moisture gradients, and potentially better resolve evaporation. This could also take better advantage of the vertically varying root profile, if this data is available. The disadvantages of both the multilayer and Richards approaches is that they are more complex, and more computationally expensive, so that they may not be appropriate for the detection of irrigation over large areas.

When compared to its optical and thermal counterparts, SAR imagery has the advantage of remaining unaffected by clouds, thus allowing continuous coverage to be achieved. In addition, microwave signals have the advantage of passing through the canopy to a certain extent and penetrating the soil, thus making it possible to obtain an estimation of soil moisture in the first few centimeters of soil. The SSM dataset, based on Sentinel-1 imagery, has the considerable advantage of providing high resolution (10 m) radar scans every six days. However, a large proportion of the backscattered radar signal is produced by vegetation through volume scattering and impacted by soil roughness, which means that the resulting SSM estimations can be somewhat inaccurate, especially when annual crops are well developed or grown under tree coverage. Furthermore, since the dataset indicates that it is not possible to introduce the absolute difference in soil moisture, we used the change of SSM trajectory between model and observation. This approach has proved to be reliable when using in situ observations of SSM. When using the Sentinel-1 product, it also indicates that a repeat time of 2–4 days would be more adequate. As there are currently no SAR frequencies available with a better revisit time than that of Sentinel-1, alternative methods could be considered. As an example, the SWIR band of optical observations could be used to obtain soil moisture estimations for the skin layer.

The parameter k was introduced in an effort to account for variations in the irrigation detection threshold, as a function of soil water content and the interval between two observations. The influence of this threshold was studied with only four values (1, 2, 3 and 4), and its value was found to change considerably from one plot to another. This suggests that the threshold should depend not only on time, but also on soil texture and the volume of irrigation water. In addition, as this threshold could be attenuated when the soil is covered with vegetation, it would be of interest to study its relationship with an index such as the NDVI. A bigger database would also make possible to search for an optimal threshold value. Unwanted irrigation events were detected on P2, P3 and P5 at the beginning of the season. A rule precluding the irrigation of maize fields, when $NDVI < 0.7$, could easily allow this type of false detection to be removed. Nevertheless, it would be difficult to scale the algorithm up, if this kind of contextual rule were used.

The algorithm was run with fixed volumes of irrigation water, for each different plot. Although this approach is generally valid in the case of a rigid irrigation system (rain gun), it may not be suitable when the system is more flexible (pivot). This drawback could in some cases hamper the generic use of the algorithm.

Farmers often adopt various different strategies with respect to the timing and quantification of irrigation. When compared to root water depletion, the volume of irrigation water can be lower (for example, when a margin is included, to allow for the possibility of rainfall or for deficit irrigation), equivalent (an exact application of water) or higher (additional losses are then due to soil evaporation or deep percolation). Although remote sensing cannot be used to observe irrigation depths, if an irrigation event is bounded by two observation dates, it might be possible to iterate on different possible values of irrigation depth. In the first phase of the change detection algorithm, the depth of the irrigation event is not used, and the algorithm enters into the second phase with no knowledge of this quantity. During the injection phase, it would be interesting to test the influence of applying different amounts of water during irrigation, including the possibility of irrigating several times between two SSM observations. This would however introduce new difficulties, since all SSMs would have the same final value. The tests of irrigation amounts showed that the detection scores change only slightly, even when the water content of the upper and lower layers is significantly altered. A more detailed analysis of the role of irrigation depth could improve the algorithm, by estimating real irrigation depths, along

with irrigation timing. The retrieval of irrigation volumes could also be improved through the joint use of SSM and LST that is a proxy of the crop irrigation status and is thus indirectly related to root-zone soil moisture when water is a limiting factor as proposed above.

Finally, as only one irrigation event is detected on the rainfed plot P1, and the estimated volumes of water and numbers of events are relatively accurate in the case of the irrigated plots, this algorithm could be expected to be useful for the mapping of irrigated areas. Provided a larger dataset can be used for validation on different crops (including tree crops) and different irrigation methods, a nearly real-time algorithm could be proposed, that would run without having to know which crops were being analyzed (as is currently the case, early crop classification is feasible only when the vegetation is well developed). Average values could be used for the relationship between F_c and K_{cb} . A post-processing step involving a threshold would be added, to account for over-detection.

For a long time, the use of remote sensing methods has been limited due to physical limitations and the need for highly trained personnel for data handling and computer calculations. Over the last decade, cloud platforms such as Copernicus Data and Information Access Services (DIAS) or those offered by giant tech companies have solved part of the problem by allowing the processing of huge amounts of data without the need to store or process the data locally. It is interesting to note that algorithms are available on these platforms, often in open-source, so that, after improving this method, the whole process of irrigation detection should become easier to use.

6. Conclusions

Most of the time, only the farmer knows when he has irrigated. However, knowledge of these events is fundamental to carry out the water balance of a farm plot. The hypothesis that irrigation events could be detected using soil surface moisture data from radar remote sensing (Sentinel-1) is confirmed. The use of time series of in situ measurements shows that the events are reliably detected, but that the frequency of it is preferable to have an observation frequency of the order of 2 to 4 days. The use of satellite data degrades the results for two main reasons: soil moisture estimates are degraded when vegetation is well developed and the observation frequency of six days is insufficient. Despite these shortcomings, the use of soil moisture products from satellite observation to estimate irrigation events shows great potential and it suggests that it could also be used for the mapping of irrigated areas. Prospects for improving performance are to work on the method (thresholds, soil moisture model and irrigation amount) and to combine alternative data sources until the Sentinel-1 constellation is expanded. In the ESA Irrigation+ project, the dataset will be extended to different crops and irrigation methods, which will allow a finer analysis of the sensitivity of certain parameters and to check whether the method is extensible.

Author Contributions: Concept, local data management, model development, processing, analysis and writing, M.L.P.; S2MP data preparation: M.M.E.H., N.B. and M.Z.; review and editing, N.B., A.B., L.J., M.Z.; supervision, L.J., A.B. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research received no external funding.

Acknowledgments: We wish to thank Pioneer Semence for sharing their soil moisture and rainfall data, without which it would not have been possible to complete our study. We thank the ACCWA (H2020-RISE-823965), CHAAMS (ERANET3-602 CHAAMS) and IRRIGATION+ (ESA n°4000129870/20/I-NB) projects for their contributions to the funding of this study. We thank THEIA for providing us with their high-resolution Surface Soil Moisture product. We finally thank the anonymous reviewers for their work and helpful suggestions.

Conflicts of Interest: The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Abbreviations

AMSR	Advanced Microwave Scanning Radiometer	
$\Delta\theta_m$	Difference of SSM computed by model between two observation time step	$m^3 \cdot m^{-3}$
$\Delta\theta_{obs}$	Difference of SSM observed between two observation time step	$m^3 \cdot m^{-3}$
Dr_{down}	Depletion of the bottom of the root bucket	mm
Dr_{top}	Depletion of the top of the root bucket	mm
E	Evaporation	mm
ET	Evapotranspiration	mm
ET0	Reference Evapotranspiration	mm
Etc	Crop Evapotranspiration	mm
ETc _{adj}	Adjusted Crop Evapotranspiration	mm
F1	Fscore	
FAO-56	The approach described by Allen et al. (1998)	
F_c	Fraction cover	%
FP	False Positive	
i	observation time step	days
j	daily time step	days
κ	A threshold to account for the spacing of observations	$m^3 \cdot m^{-3}$
k	A parameter to calibrate for the threshold κ	
K_c	Crop Coefficient	
K_{cb}	Basal Crop Coefficient	
$K_{s_{top}}$	Stress coefficient of the top of the root bucket	
MAE	Mean Absolute eError	
MBE	Mean Bias eError	
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	
P	Precision	
P _{adjust}	Fraction of TAW that can be depleted from the root zone before water stress occurs	
θ_{fc}	Field Capacity	$m^3 \cdot m^{-3}$
θ_{wp}	Wilting Point	$m^3 \cdot m^{-3}$
r	Recall	
R^2	Determination Coefficient	
RMSE	Root Mean Square Error	
S ² MP	Sentinel-1/Sentinel-2-derived Soil Moisture Product at plot scale	
SAR	Synthetic Aperture Radar	
SD	Standard Deviation	
SMAP	Soil Moisture Active Passive	
SMOS	Soil Moisture and Ocean Salinity mission	
SSM	Surface Soil Moisture	$m^3 \cdot m^{-3}$
SSM _{sentek}	SSM measured at 5 cm depth by the Sentek Enviroscan instrument	$m^3 \cdot m^{-3}$
SWC _{top}	Soil Water Content of the top bucket	mm
T	Transpiration	mm
TAW _{down}	Total Available Water at the bottom of the root bucket	mm
TAW _{top}	Total Available Water at the top of the root bucket	mm
TP	True Positive	
T _{top}	Transpiration of the top layer	mm
WCM	Water Cloud Model	
Ψ	A threshold to account for dry soils	$m^3 \cdot m^{-3}$
Ze	Depth of the evaporation bucket	mm
Zr	Root Depth	m
Zr _{max}	Root Depth	m

References

1. Khabba, S.; Jarlan, L.; Er-Raki, S.; Le Page, M.; 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. *Procedia Environ. Sci.* **2013**, *19*, 524–533. [\[CrossRef\]](#)
2. FAO. *The State of the World's Land and Water Resources for Food and Agriculture*; FAO: Rome, Italy; Earthscan: London, UK, 2011; ISBN 978-1-84971-326-9.
3. Campbell, G.S.; Campbell, M.D. Irrigation Scheduling Using Soil Moisture Measurements: Theory and Practice. In *Advances in Irrigation*; Academic Press: London, UK, 1982; Volume 1, pp. 25–42. ISBN 978-0-12-024301-3.
4. Pereira, L.S. Higher performance through combined improvements in irrigation methods and scheduling: A discussion. *Agric. Water Manag.* **1999**, *40*, 153–169. [\[CrossRef\]](#)
5. Yaron, D.; Dinar, A.; Meyers, S. Irrigation Scheduling - Theoretical Approach and Application Problems. *Water Resour. Manag.* **1987**, *1*, 17–31. [\[CrossRef\]](#)
6. Romano, N. Soil moisture at local scale: Measurements and simulations. *J. Hydrol.* **2014**, *516*, 6–20. [\[CrossRef\]](#)
7. Susha Lekshmi, S.U.; Singh, D.N.; Shojaei Baghini, M. A critical review of soil moisture measurement. *Measurement* **2014**, *54*, 92–105. [\[CrossRef\]](#)
8. Mekala, M.S.; Viswanathan, P. A Survey: Smart agriculture IoT with cloud computing. In Proceedings of the 2017 International conference on Microelectronic Devices, Circuits and Systems (ICMDCS), Vellore, India, 10–12 August 2017; pp. 1–7.
9. Shafi, U.; Mumtaz, R.; García-Nieto, J.; Hassan, S.A.; Zaidi, S.A.R.; Iqbal, N. Precision Agriculture Techniques and Practices: From Considerations to Applications. *Sensors* **2019**, *19*, 3796. [\[CrossRef\]](#)
10. Maqbool, S. Arising Issues In Wireless Sensor Networks: Current Proposals And Future Developments. *J. Comput. Eng.* **2013**, *8*, 56–73. [\[CrossRef\]](#)
11. Peng, J.; Loew, A.; Merlin, O.; Verhoest, N.E.C. A review of spatial downscaling of satellite remotely sensed soil moisture: Downscale Satellite-Based Soil Moisture. *Rev. Geophys.* **2017**, *55*, 341–366. [\[CrossRef\]](#)
12. Karthikeyan, L.; Pan, M.; Wanders, N.; Kumar, D.N.; Wood, E.F. Four decades of microwave satellite soil moisture observations: Part 1. A review of retrieval algorithms. *Adv. Water Resour.* **2017**, *109*, 106–120. [\[CrossRef\]](#)
13. Kerr, Y.H.; Al-Yaari, A.; Rodriguez-Fernandez, N.; Parrens, M.; Molero, B.; Leroux, D.; Bircher, S.; Mahmoodi, A.; Mialon, A.; Richaume, P.; et al. Overview of SMOS performance in terms of global soil moisture monitoring after six years in operation. *Remote Sens. Environ.* **2016**, *180*, 40–63. [\[CrossRef\]](#)
14. Chan, S.K.; Bindlish, R.; O'Neill, P.E.; Njoku, E.; Jackson, T.; Colliander, A.; Chen, F.; Burgin, M.; Dunbar, S.; Piepmeier, J.; et al. Assessment of the SMAP Passive Soil Moisture Product. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2016**, *54*, 4994–5007. [\[CrossRef\]](#)
15. Wagner, W.; Hahn, S.; Kidd, R.; Melzer, T.; Bartalis, Z.; Hasenauer, S.; Figa-Saldaña, J.; de Rosnay, P.; Jann, A.; Schneider, S.; et al. The ASCAT Soil Moisture Product: A Review of its Specifications, Validation Results, and Emerging Applications. *Meteorologische Zeitschrift* **2013**, *22*, 5–33. [\[CrossRef\]](#)
16. 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. [\[CrossRef\]](#)
17. Kim, S.; Liu, Y.Y.; Johnson, F.M.; Parinussa, R.M.; Sharma, A. A global comparison of alternate AMSR2 soil moisture products: Why do they differ? *Remote Sens. Environ.* **2015**, *161*, 43–62. [\[CrossRef\]](#)
18. Lawston, P.M.; Santanello, J.A.; Kumar, S.V. Irrigation Signals Detected From SMAP Soil Moisture Retrievals: Irrigation Signals Detected From SMAP. *Geophys. Res. Lett.* **2017**, *44*, 11860–11867. [\[CrossRef\]](#)
19. Malbêteau, Y.; Merlin, O.; Balsamo, G.; Er-Raki, S.; Khabba, S.; Walker, J.P.; Jarlan, L. Toward a Surface Soil Moisture Product at High Spatiotemporal Resolution: Temporally Interpolated, Spatially Disaggregated SMOS Data. *J. Hydrometeor.* **2018**, *19*, 183–200. [\[CrossRef\]](#)
20. Brocca, L.; Ciabatta, L.; Massari, C.; Moramarco, T.; Hahn, S.; Hasenauer, S.; Kidd, R.; Dorigo, W.; Wagner, W.; Levizzani, V. Soil as a natural rain gauge: Estimating global rainfall from satellite soil moisture data: Using the soil as a natural rain gauge. *J. Geophys. Res. Atmos.* **2014**, *119*, 5128–5141. [\[CrossRef\]](#)

2.3 Article "Potential for the Detection of Irrigation Events on Maize Plots Using Sentinel-1 Soil Moisture Products"

21. Brocca, L.; Tarpanelli, A.; Filippucci, P.; Dorigo, W.; Zaussinger, F.; Gruber, A.; Fernández-Prieto, D. How much water is used for irrigation? A new approach exploiting coarse resolution satellite soil moisture products. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2018**, *73*, 752–766. [\[CrossRef\]](#)
22. Jalilvand, E.; Tajrishy, M.; Ghazi Zadeh Hashemi, S.A.; Brocca, L. Quantification of irrigation water using remote sensing of soil moisture in a semi-arid region. *Remote Sens. Environ.* **2019**, *231*, 111226. [\[CrossRef\]](#)
23. Zaussinger, F.; Dorigo, W.; Gruber, A.; Tarpanelli, A.; Filippucci, P.; Brocca, L. Estimating irrigation water use over the contiguous United States by combining satellite and reanalysis soil moisture data. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2019**, *23*, 897–923. [\[CrossRef\]](#)
24. Zribi, M.; Gorra, A.; Baghdadi, N.; Lili-Chabaane, Z.; Mougenot, B. Influence of Radar Frequency on the Relationship Between Bare Surface Soil Moisture Vertical Profile and Radar Backscatter. *IEEE Geosci. Remote Sensing Lett.* **2014**, *11*, 848–852. [\[CrossRef\]](#)
25. Gorra, A.; Zribi, M.; Baghdadi, N.; Mougenot, B.; Fanise, P.; Chabaane, Z. Retrieval of Both Soil Moisture and Texture Using TerraSAR-X Images. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 10098–10116. [\[CrossRef\]](#)
26. Paloscia, S.; Pampaloni, P.; Pettinato, S.; Santi, E. Generation of soil moisture maps from ENVISAT/ASAR images in mountainous areas: A case study. *Int. J. Remote Sens.* **2010**, *31*, 2265–2276. [\[CrossRef\]](#)
27. Srivastava, H.S.; Patel, P.; Manchanda, M.L.; Adiga, S. Use of multiincidence angle RADARSAT-1 SAR data to incorporate the effect of surface roughness in soil moisture estimation. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2003**, *41*, 1638–1640. [\[CrossRef\]](#)
28. Zribi, M.; Chahbi, A.; Shabou, M.; Lili-Chabaane, Z.; Duchemin, B.; Baghdadi, N.; Amri, R.; Chehbouni, A. Soil surface moisture estimation over a semi-arid region using ENVISAT ASAR radar data for soil evaporation evaluation. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2011**, *15*, 345–358. [\[CrossRef\]](#)
29. Attarzadeh, R.; Amini, J.; Notarnicola, C.; Greifeneder, F. Synergetic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Data for Soil Moisture Mapping at Plot Scale. *Remote Sens.* **2018**, *10*, 1285. [\[CrossRef\]](#)
30. Bao, Y.; Lin, L.; Wu, S.; Kwal Deng, K.A.; Petropoulos, G.P. Surface soil moisture retrievals over partially vegetated areas from the synergy of Sentinel-1 and Landsat 8 data using a modified water-cloud model. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2018**, *72*, 76–85. [\[CrossRef\]](#)
31. El Hajj, M.; Baghdadi, N.; Zribi, M.; Bazzi, H. Synergic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Images for Operational Soil Moisture Mapping at High Spatial Resolution over Agricultural Areas. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 1292. [\[CrossRef\]](#)
32. Gao, Q.; Zribi, M.; Escorihuela, M.J.; Baghdadi, N. Synergetic use of sentinel-1 and sentinel-2 data for soil moisture mapping at 100 m resolution. *Sensors* **2017**, *17*, 1966. [\[CrossRef\]](#)
33. Meng, Q.; Zhang, L.; Xie, Q.; Yao, S.; Chen, X.; Zhang, Y. Combined Use of GF-3 and Landsat-8 Satellite Data for Soil Moisture Retrieval over Agricultural Areas Using Artificial Neural Network. *Adv. Meteorol.* **2018**, *2018*, 1–11. [\[CrossRef\]](#)
34. Ouaddi, N.; Jarlan, L.; Ezzahar, J.; Zribi, M.; Khabba, S.; Bouras, E.; Bousbih, S.; Frison, P.-L. Monitoring of wheat crops using the backscattering coefficient and the interferometric coherence derived from Sentinel-1 in semi-arid areas. *Remote Sens. Environ.* **2020**.
35. Pulvirenti, L.; Squicciarino, G.; Cenci, L.; Boni, G.; Pierdicca, N.; Chini, M.; Versace, C.; Campanella, P. A surface soil moisture mapping service at national (Italian) scale based on Sentinel-1 data. *Environ. Model. Softw.* **2018**, *102*, 13–28. [\[CrossRef\]](#)
36. Santi, E.; Paloscia, S.; Pettinato, S.; Fontanelli, G. Application of artificial neural networks for the soil moisture retrieval from active and passive microwave spaceborne sensors. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2016**, *48*, 61–73. [\[CrossRef\]](#)
37. Greifeneder, F.; Khamala, E.; Sendabo, D.; Wagner, W.; Zebisch, M.; Farah, H.; Notarnicola, C. Detection of soil moisture anomalies based on Sentinel-1. *Phys. Chem. Earth Parts A/B/C* **2018**. [\[CrossRef\]](#)
38. Allen, R.; Pereira, L.; Smith, M.; Raes, D.; Wright, J. FAO-56 Dual Crop Coefficient Method for Estimating Evaporation from Soil and Application Extensions. *J. Irrig. Drain. Eng.* **2005**, *131*, 2–13. [\[CrossRef\]](#)
39. Allen, R.G.; Pereira, L.; Raes, D.; Smith, M. *FAO Irrigation and Drainage n°56: Guidelines for Computing Crop Water Requirements*; FAO: Rome, Italy, 1998; Volume 300, ISBN 92-5-104219-5.
40. Allen, R.G. Skin layer evaporation to account for small precipitation events—An enhancement to the FAO-56 evaporation model. *Agric. Water Manag.* **2011**, *99*, 8–18. [\[CrossRef\]](#)
41. Neale, C.M.U.; Bausch, W.C.; Heermann, D.F. Development of Reflectance-Based Crop Coefficients for Corn. *Trans. ASAE* **1990**, *32*, 1891. [\[CrossRef\]](#)

2.3 Article "Potential for the Detection of Irrigation Events on Maize Plots Using Sentinel-1 Soil Moisture Products"

42. Er-Raki, S.; Chehbouni, A.; Khabba, S.; Simonneaux, V.; Jarlan, L.; Ouldbba, A.; Rodriguez, J.C.; Allen, R. Assessment of reference evapotranspiration methods in semi-arid regions: Can weather forecast data be used as alternate of ground meteorological parameters? *J. Arid Environ.* **2010**, *74*, 1587–1596. [\[CrossRef\]](#)
43. Er-Raki, S.; Chehbouni, A.; Guemouria, N.; Duchemin, B.; Ezzahar, J.; Hadria, R. Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumptions of wheat crops in a semi-arid region. *Agric. Water Manag.* **2007**, *87*, 41–54. [\[CrossRef\]](#)
44. Glenn, E.P.; Neale, C.M.U.; Hunsaker, D.J.; Nagler, P.L. Vegetation index-based crop coefficients to estimate evapotranspiration by remote sensing in agricultural and natural ecosystems. *Hydrol. Process.* **2011**, *25*, 4050–4062. [\[CrossRef\]](#)
45. Hunsaker, D.J.; Pinter, P.J.; Kimball, B.A. Wheat basal crop coefficients determined by normalized difference vegetation index. *Irrig. Sci.* **2005**, *24*, 1–14. [\[CrossRef\]](#)
46. Hunsaker, D.J.; Pinter, P.J.; Barnes, E.M.; Kimball, B.A. Estimating cotton evapotranspiration crop coefficients with a multispectral vegetation index. *Irrig. Sci.* **2003**, *22*, 95–104. [\[CrossRef\]](#)
47. Jayanthi, H.; Neale, C.M.U.; Wright, J.L. Development and validation of canopy reflectance-based crop coefficient for potato. *Agric. Water Manag.* **2007**, *88*, 235–246. [\[CrossRef\]](#)
48. López-Urrea, R.; Montoro, A.; González-Piqueras, J.; López-Fuster, P.; Fereres, E. Water use of spring wheat to raise water productivity. *Agric. Water Manag.* **2009**, *96*, 1305–1310. [\[CrossRef\]](#)
49. Toureiro, C.; Serralheiro, R.; Shahidian, S.; Sousa, A. Irrigation management with remote sensing: Evaluating irrigation requirement for maize under Mediterranean climate condition. *Agric. Water Manag.* **2017**, *184*, 211–220. [\[CrossRef\]](#)
50. Calera, A.; Campos, I.; Osann, A.; D'Urso, G.; Menenti, M. Remote Sensing for Crop Water Management: From ET Modelling to Services for the End Users. *Sensors* **2017**, *17*, 1104. [\[CrossRef\]](#)
51. D'Urso, G. Current Status and Perspectives for the Estimation of Crop Water Requirements from Earth Observation. *Ital. J. Agron.* **2010**, *5*, 107–120. [\[CrossRef\]](#)
52. Le Page, M.; Toumi, J.; Khabba, S.; Hagolle, O.; Tavernier, A.; Kharrou, M.; Er-Raki, S.; Huc, M.; Kasbani, M.; Moutamanni, A.; et al. A Life-Size and Near Real-Time Test of Irrigation Scheduling with a Sentinel-2 Like Time Series (SPOT4-Take5) in Morocco. *Remote Sens.* **2014**, *6*, 11182–11203. [\[CrossRef\]](#)
53. Vuolo, F.; D'Urso, G.; De Michele, C.; Bianchi, B.; Michael, C. Satellite-based Irrigation Advisory Services: A common tool for different experiences from Europe to Australia. *Water Environ. Agric. Chall. Sustain. Dev.* **2013**, *147*, 82–95. [\[CrossRef\]](#)
54. Rocha, J.; Perdigo, A.; Melo, R.; Henriques, C. Remote Sensing Based Crop Coefficients for Water Management in Agriculture. In *Sustainable Development—Authoritative and Leading Edge Content for Environmental Management*; InTechOpen: London, UK, 2012; pp. 167–192. [\[CrossRef\]](#)
55. Jiménez-Muñoz, J.; Sobrino, J.; Plaza, A.; Guanter, L.; Moreno, J.; Martinez, P. Comparison Between Fractional Vegetation Cover Retrievals from Vegetation Indices and Spectral Mixture Analysis: Case Study of PROBA/CHRIS Data Over an Agricultural Area. *Sensors* **2009**, *9*, 768–793. [\[CrossRef\]](#)
56. Baghdadi, N.; El Hajj, M.; Zribi, M.; Bousbih, S. Calibration of the Water Cloud Model at C-Band for Winter Crop Fields and Grasslands. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 969. [\[CrossRef\]](#)
57. Fung, A.K. *Microwave Scattering and emission Models and Their Applications*; The Artech House Remote Sensing Library; Artech House: Boston, MA, USA, 1994; ISBN 978-0-89006-523-5.
58. Raes, D. *BUDGET, a Soil Water and Salt Balance Model: Reference Manual*; K.U. Leuven: Leuven, Belgium, 2002.
59. Lascano, R. Review of models for predicting soil water balance. In *Proceedings of the Niamey Workshop, Niamey, Niger, 18–23 February 1991*; Volume 199, pp. 443–458.
60. Ranatunga, K.; Nation, E.; Barratt, D. Review of soil water models and their applications in Australia. *Environ. Model. Softw.* **2008**, *23*, 1182–1206. [\[CrossRef\]](#)
61. Noilhan, J.; Mahfouf, J.F. The ISBA land surface parameterization scheme. *Glob. Planet. Chang.* **1996**, *13*, 145–159. [\[CrossRef\]](#)
62. Noilhan, J.; Planton, S. A Simple Parameterization of Land Surface Processes for Meteorological Models. *Mon. Weather Rev.* **1989**, *117*, 536–549. [\[CrossRef\]](#)
63. Ritchie, J.T. Model for predicting evaporation from a row crop with incomplete cover. *Water Resour. Res.* **1972**, *8*, 1204–1213. [\[CrossRef\]](#)

64. Ritchie, J.T. Soil water balance and plant water stress. In *Understanding Options for Agricultural Production*; Tsuji, G.Y., Hoogenboom, G., Thornton, P.K., Eds.; Springer: Dordrecht, The Netherlands, 1998; Volume 7, pp. 41–54. ISBN 978-90-481-4940-7.
65. Raes, D.; Steduto, P.; Hsiao, T.C.; Fereres, E. Aquacrop 6.0-6.1, reference manual. In *Aquacrop Reference Manual Version 4.0*; FAO, Land and Water Division: Rome, Italy, 2018; p. 125.



© 2020 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 (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

2.4 SYNTHÈSE ET CONCLUSION

Les résultats obtenus sont encourageants. Les F-score sont de l'ordre de 0.8 en utilisant les observations locales de SSM. Les irrigations réalisées avec de faibles doses, et les irrigations effectuées durant des événements pluvieux sont cependant mal détectées. Le meilleur délai entre deux observations semble être un intervalle de 2 à 4 jours. Lorsque le produit SSM est utilisé, la performance de l'algorithme est réduite (F-score=0.69). Cette perte de performance était attendue, en effet, les estimations de SSM par télédétection micro-onde sont dégradées lorsque la végétation est bien développée ($NDVI > 0.7$), comme c'est le cas pour l'ensemble des données disponibles dans cette étude.

Les perspectives sont nombreuses et seront engagées dans le cadre du projet financé par l'Agence Spatiale Européenne IRRIGATION+ (2020-2022) et du projet ANR HI-Liaise (2020-2024) dans la région de l'Ebre en Espagne. Nous prévoyons d'implémenter en parallèle un autre modèle pour l'estimation de SSM, en l'occurrence ISBA force restore qui présente l'avantage de la simplicité. Nous travaillerons, notamment grâce à une base de données enrichie, sur une formulation plus pertinente des seuillages de détection d'une anomalie entre modèle et observation, prenant notamment en compte la plus grande incertitude du SSM du au développement de la végétation.

L'algorithme a également été testé sur des parcelles irriguées par aspersion intégrale en Catalogne (Figure 2-2). Ces parcelles étant irriguées avec une fréquence quasi quotidienne et des doses faibles ($< 10\text{mm/jour}$). Il s'est avéré que cet algorithme et ces observations ne sont pas du tout adapté à cette technique d'irrigation: l'humidité du sol

en surface reste toujours élevée, les variations d'humidité du sol sont faibles. En l'occurrence, la détection des événements d'irrigations sur ce type de pilotage de l'irrigation est inutile. Par contre, si il s'agit d'effectuer un diagnostic des quantités d'irrigation, comme l'humidité reste élevée tout au long de la saison, il doit être relativement facile d'identifier un contraste avec les parcelles environnantes et d'effectuer un bilan hydrique avec des irrigations automatiques qui maintiennent ce taux d'humidité.



Figure 2-2 Parcelle de blé irrigué par aspersion intégrale sur la parcelle de Foradada en Catalogne

CHAPITRE 3 - ANALYSE ET PREDICTION DE LA SECHERESSE

CHAPITRE 3 -	Analyse et prédiction de la sécheresse	75
3.1	Introduction.....	77
3.2	Méthode.....	79
3.3	Une application en ligne: MEDI "Mediterranean Drought Index"	83
3.4	Article "Analysis and Predictability of Drought In Northwest Africa Using Optical and Microwave Satellite Remote Sensing Products "	85
3.5	Synthèse et Conclusion	98

Références

- Le Page, M.**, et M. Zribi. « Analysis and Predictability of Drought In Northwest Africa Using Optical and Microwave Satellite Remote Sensing Products ». *Scientific Reports* 9, n° 1 (2019). <https://doi.org/10.1038/s41598-018-37911-x>.
- El Hajj, M., M. Zribi, N. Baghdadi, et **M. Le Page**. « Mapping of Drought ». In *QGIS and Applications in Water and Risks*, édité par N. Baghdadi, C. Mallet, et M. Zribi, 185-214. John Wiley & Sons, Inc., 2018. <https://doi.org/10.1002/9781119476726.ch6>.
- Tramblay, Y., A. Koutroulis, L. Samaniego, S. Vicente-Serrano, F. Volaire, A. Boone, **M. Le Page**, M. Carmen Llasat, C. Albergel, Z. Selmin Burak, M. Cailleret, K. Cindric Kalin, H. Davi, J.-L. Dupuy, P. Greve, M. Grillakis, L. Hanich, L. Jarlan, N. Martin-StPaul, J. Martinez Vilalta, D. Pulido Velazquez, P. Quintana Segui, D. Renard, M. Turco, M. Turkes, R. Trigo, J.-P. Vidal, A. Vilagrosa, M. Zribi, J. Polcher, 2020: Future Mediterranean droughts: Current scenarios and research perspectives Earth-Science Reviews, 103348, ISSN 0012-8252, doi:10.1016/j.earscirev.2020.103348

On fut ensuite sept ans à Théra sans qu'il y plût, et tous les arbres y périrent de sécheresse, excepté un seul.

Histoire d'Hérodote - Livre 4 - Melpomène, ~-445 av. JC
<https://mediterranees.net/geographie/herodote/melpomene.html>

Les terres de ce petit royaume n'étaient pas de même nature : il y en avait d'arides et de montagneuses ; et d'autres qui, dans un terrain bas, étaient arrosées de plusieurs ruisseaux. Cette année, la sécheresse fut très grande, de manière que les terres qui étaient dans les lieux élevés manquèrent absolument, tandis que celles qui purent être arrosées furent très fertiles : ainsi les peuples des montagnes périrent presque tous de faim, par la dureté des autres, qui leur refusèrent de partager la récolte. L'année d'ensuite fut très pluvieuse : les lieux élevés se trouvèrent d'une fertilité extraordinaire, et les terres basses furent submergées. La moitié du peuple cria une seconde fois famine ; mais ces misérables trouvèrent des gens aussi durs qu'ils l'avaient été eux-mêmes.

Montesquieu - Lettres Persanes - 1721
[https://fr.wikisource.org/wiki/Page:Montesquieu -
_%C5%92uvres_compl%C3%A8tes,_%C3%A9d._Laboulaye,_t1.djvu/100](https://fr.wikisource.org/wiki/Page:Montesquieu_-_%C5%92uvres_compl%C3%A8tes,_%C3%A9d._Laboulaye,_t1.djvu/100)

Récurrentes, les sécheresses font partie de la variabilité spatiale et temporelle du climat. Leur persistance peut impacter durement les sociétés humaines, allant jusqu'à provoquer famine et migration. Les séries temporelles d'images issues de l'observation spatiale fournissent une excellente matière pour étudier et anticiper la sécheresse.

3.1 INTRODUCTION

Comme en témoignent déjà Hérodote et Montesquieu, les sécheresses sont des manifestations normales du climat. Elles sont variables dans le temps et dans l'espace, et leur impact dépend de leur durée. La sécheresse a pour origine un déficit prolongé de la pluviométrie. Cette sécheresse météorologique peut déboucher sur une sécheresse hydrologique et/ou une sécheresse agronomique qui peuvent avoir des impacts importants sur la société (**Andreu and Solera, 2005; Iglesias et al., 2019**). Elles peuvent affecter les cultures, la génération d'hydro-électricité, les constructions.

En 1965, Palmer (**Palmer, 1965**) constate qu'il est difficile de trouver une définition adéquate du terme "sécheresse". Il propose de définir la sécheresse comme "une période prolongée et anormale de manque d'humidité" (drought is defined as a prolonged and abnormal period of moisture deficiency). Cette définition succincte est très intéressante. La sécheresse correspond à une durée de temps prolongée: ainsi une sécheresse forte dure des mois voire des années. La sécheresse correspond à un manque d'humidité, bien sûr directement en relation avec la pluviométrie immédiate, mais aussi à celle des mois antérieurs puisque les sols, les lacs, les aquifères fonctionnent comme un tampon pour la pluie. Enfin, la sécheresse est anormale, dans le sens où on s'éloigne nettement de la moyenne, de la normale. La sécheresse n'est donc ni un état permanent du climat (aridité), ni un état court de manque d'eau (pénurie, stress hydrique).

On cherche à mitiger les effets de la sécheresse par différents moyens, en sélectionnant des plantes plus résistantes, en mettant en place des infrastructures, des systèmes d'irrigation, des politiques publiques (**Dyson, 1988**). Durant le XXième siècle, l'agriculture s'est fortement mécanisée, industrialisée. La population rurale a diminué et la taille des exploitations a augmenté. La polyculture qui assurait la résilience des petites exploitations a basculé vers la monoculture. Aux Etats-Unis, lors des grandes sécheresses des années 30 (Dust Bowl), l'état américain met en place un programme d'aide aux agriculteurs puis un programme fédéral d'assurance contre les sécheresses (Federal Crop Insurance Corporation) pour aider ces exploitations dorénavant plus performantes mais aussi plus fragiles face aux aléas climatiques. Dans les années 70, l'Australie place également la sécheresse au niveau de catastrophe naturelle. En France, malgré les grandes sécheresses de 1921, 1949-50, 1976, il faudra attendre les années

2000 pour que la sécheresse soit prise en compte comme catastrophe naturelle, mais d'avantage pour les impacts sur le bâti que sur l'agriculture (**Veyrac-Ben Ahmed, 2013**).

L'approche de gestion des risques (aléa vs vulnérabilité) amène à mieux quantifier et prévoir cet aléa et à diminuer la vulnérabilité des régions les plus exposées. Comme d'autres risques naturels (risque inondation, risque sismique...), la sécheresse peut-être caractérisée en termes de sévérité, localisation, durée et moment (**Svoboda et al., 2016**). L'indice nommé Palmer Drought Severity Index (PDSI) est ainsi le premier à fournir une méthode pour quantifier et comparer la sécheresse entre différentes régions. La méthode consiste à calculer un bilan d'eau cumulatif dans le sol. Ce bilan est normalisé entre -10 et 10 où les valeurs inférieures à 3 représentent des sécheresses sévères à extrêmes. (**PDSI, Palmer, 1965**). Les défauts de la version originale de cet indicateur (méthode de calcul d'ETp, méthode et données utilisées pour la normalisation) ont été améliorés au cours du temps. Dans l'indicateur probabiliste Standardized Precipitation Index (SPI, McKee et al., 1993), seule la pluviométrie est utilisée. L'OMM recommande d'utiliser cet indice et le qualifie de "puissant, souple d'utilisation et simple à calculer". Un jeu de données au pas de temps mensuel d'une durée d'au moins 20 ans est normalisé puis utilisé pour ajuster une courbe Gamma. Le SPI est le nombre de déviations standards par lequel les observations normalisées par $(P - \bar{P})/\sigma_P$ dévient de la moyenne (**Figure 3-1**). L'indicateur est calculé aux pas de temps m de 1, 3, 6, 12, 24, 48 mois, où m glisse à chaque mois suivant.

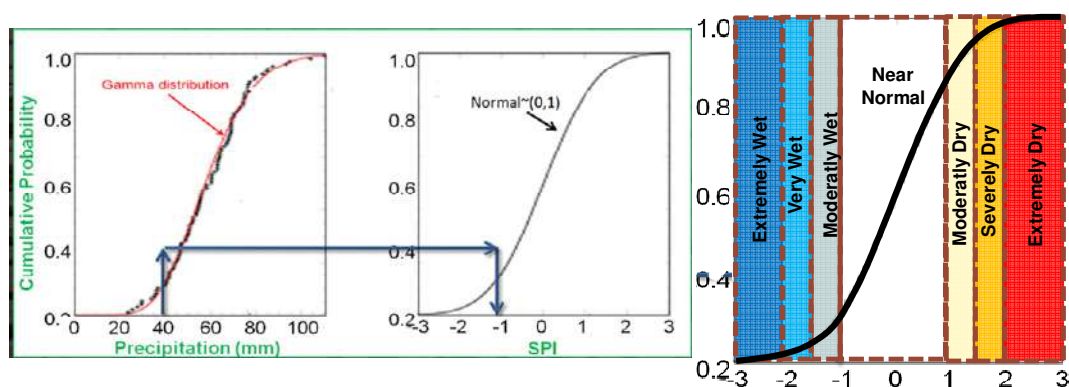


Figure 3-1 Calcul et interprétation du SPI

Le Standardized Precipitation Evaporation Index (SPEI, Vicente-Serrano et al., 2010) est similaire au SPI. La principale différence est que c'est la différence $P-ETp$ qui est utilisée au lieu de la précipitation. Pour une question de simplicité, ETp est calculé uniquement grâce à la température selon la méthode de Thornwaite. Le concept général de SPEI

peut également être comparé à PDSI, la différence essentielle est qu'il s'agit d'une approche probabiliste au lieu d'une approche arithmétique.

L'utilisation de la précipitation dans les indices de sécheresse est logique. Après tout c'est bien un déficit de précipitation qui provoque la sécheresse. Cependant si on revient à la définition de Palmer, on comprend que ce n'est pas suffisant. Le déficit de précipitation caractérise l'aléa climatique, alors que l'on souhaite qualifier l'impact de ce déficit. Pour cela, il est nécessaire de 1) quantifier l'eau disponible dans le sol pour les plantes, 2) comprendre la réaction des plantes à la sécheresse en fonction des caractéristiques phénologiques, morphologiques et physiologiques et 3) prendre en compte les ajustements écologiques en terme de diversité et densité de végétation (**Tague et al., 2019**). Dans ce sens, SPEI et PDSI s'approchent plus de cet objectif que le SPI. PDSI estime l'humidité du sol ce qui répond au premier point. SPEI estime l'évapotranspiration (PDSI également mais comme une variable intermédiaire) ce qui répond au second point. On peut également noter que PDSI comme SPEI utilisent des variables qu'il serait préférable d'obtenir par les moyens de calculs actuels. Le bilan hydrique de PDSI ou l'évapotranspiration (réelle) de SPEI sont des variables pronostiques des modèles météorologiques opérationnels ou les ré-analyses météorologiques telles que ERA5 ou MERRA2.

Les indicateurs basés sur l'humidité du sol comme le SSWI, Standardized Soil Wetness Index sont plus récents. **Andreadis et al., (2005)** utilisent les données d'humidités du sol du modèle VIC sur les Etats-Unis. **Vidal et al., (2010)** utilisent les humidités du sol du modèle ISBA sur la France. Vidal montre que l'indice d'humidité du sol est très complémentaire des indices de sécheresse météorologique. Notamment, durant la sécheresse de 1976 en France, le déficit de pluie sévère pouvait déjà être observé dès le mois de décembre 1975, alors que la sécheresse sévère des sols ne se généralise qu'à partir du mois de mai 1976. Inversement, durant la sécheresse de 2003, la sécheresse météorologique et agronomique sont très synchrones.

Comme mentionné dans l'introduction générale, l'observation spatiale combinée avec des modèles peut également fournir des observations pertinentes pour l'analyse de la sécheresse: ETr, Ts, humidité du sol, indices de végétation... Certains indicateurs ou variables biophysiques sont disponibles sur une longue durée, ce qui à l'instar des observations et des analyses météo, permet de construire des indicateurs d'anomalie.

3.2 MÉTHODE

Ce travail est focalisé sur une approche uniquement basée sur les données issues de l'observation spatiale pour proposer une approche de classification et prévision des sécheresses. Le travail est effectué sur la région Maghreb (Maroc, Algérie, Tunisie) qui est une région au climat principalement semi-aride et donc très sensible aux écarts de pluviométrie. C'est également un hot-spot des changements climatiques (**Jarlan et al., 2013**).

En accord avec ce qui a été énoncé plus haut, certains indicateurs sont privilégiés: un indicateur de l'humidité du sol (Soil Water Index, SWI), un indicateur de la réaction de la végétation à la sécheresse (Température de Surface, Ts) et un indicateur de l'état de la végétation (Indice normalisé de la végétation, NDVI).

Les données qui ont été utilisées sont 1) le produit SWI traité par la société VITO pour Copernicus à partir du diffusiomètre ASCAT, est fourni à une résolution spatiale de 12 km et une résolution temporelle de 1 jour pour la période 2007-2017, 2) la variable NDVI du produit MOD13Q1 traitée à partir des données du satellite MODIS est fournie à une résolution spatiale de 250 m et synthétisée tous les 16 jours, 3) la variable Ts du produit MOD11C3 traitée à partir des données du satellite MODIS est fournie quotidiennement à une résolution spatiale de 1 km. Afin de ramener ces données à une échelle spatiale cohérente, elles ont été synthétisées à l'échelle des provinces de la région Maghreb.

Des indicateurs d'anomalie normalisés ont été calculés pour les trois variables sur le principe de **(eq. 3-1)**. Pour chacun des douze mois de l'année, V est la valeur de la variable au mois de l'année étudié, $\bar{V}$ est la moyenne de cette variable pour le mois étudié, σ_V est la déviation standard de la variable pour le mois étudié.

$$I = (V - \bar{V}) / \sigma_V \quad (\text{eq. 3-1})$$

Nous obtenons ainsi les indicateurs MAI, TAI et VAI qui correspondent respectivement à SWI, Ts et NDVI.

Après une étude des corrélations laggées, il a été constaté que l'indicateur TAI semblait moins pertinent. Seuls le MAI et VAI ont été conservés et ont été organisés selon deux axes orthogonaux. La position du point [MAI, VAI] sur ce schéma à deux dimensions nous donne l'indicateur de sécheresse bidimensionnel. Cet indicateur a été segmenté en 9 classes (**Figure 3-2**) qui donnent à la fois une idée sur l'intensité de l'évènement (plus, on s'éloigne du centre, plus l'intensité est forte) et sur le type de situation (en fonction du quadrant).

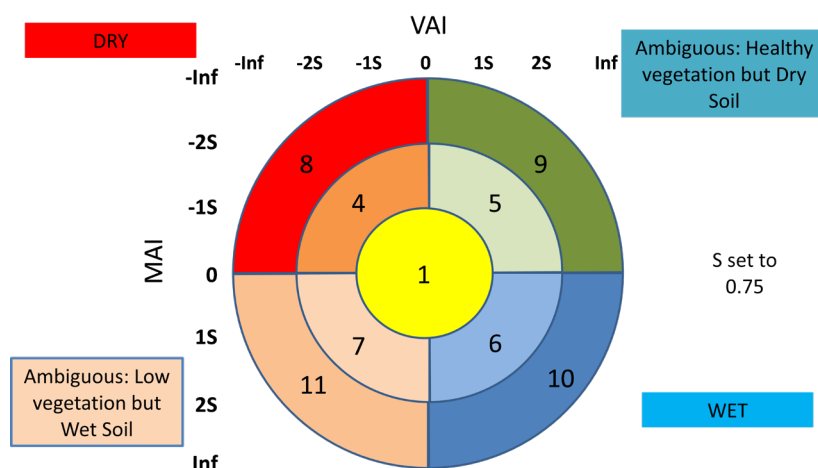


Figure 3-2 Classification des situations

Sur l'exemple de la **Figure 3-3**, les situations observées sur la province de Kairouan en Tunisie entre 2007 et 2018 pour les mois de décembre à avril sont tracées avec le délimiteur $S=0.75$. On peut constater que le nuage de point est clairement orienté sur la diagonale DRY- WET, et que les situations "ambigües" sont rares. La majorité des situations sont qualifiées de normales (classe 1), les deux classes modérées (5: modérément sec, et 6: modérément humide) sont ensuite les deux plus représentées. Les classes 8 (rouge: très sec), et 10 (bleu foncé: très humide) sont plus rares. Comme indiqué dans l'article ci-dessous, les situations peuvent ensuite être cartographiées, analysées par entités administratives, etc.

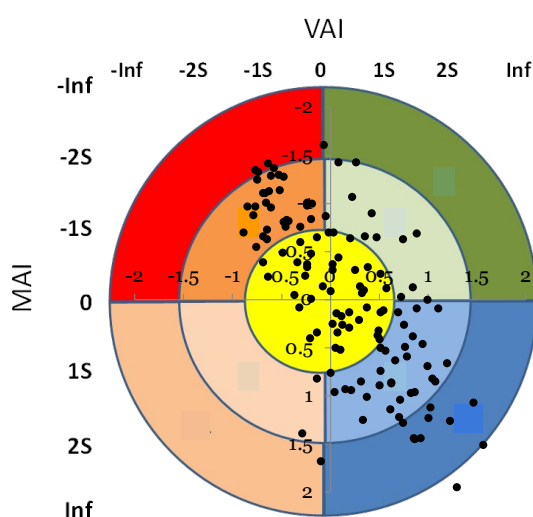


Figure 3-3 Résultat pour la province de Kairouan , Tunisie entre 2007 et 2018

Un moyen pour estimer la trajectoire de la situation en cours a été proposé. Pour cela, il a été proposé de chercher les situations analogues à la situation en cours dans le reste de la série temporelle. Comme nos indicateurs MAI, VAI et TAI ont été préalablement

normalisés, nous avons utilisé ce vecteur pour calculer une distance entre l'année étudiée et les autres années à un moment donné (le mois étudié). Pour cela, seules les données des mois de Novembre à Avril, plus pertinentes pour l'agriculture de cette région, ont été conservées. Par exemple, pour chercher les années les plus proches (analogues) au mois de février 2016, nous calculons une somme des distances de chaque mois de la période de novembre à février pour chaque année de la base de données. Ce résultat est trié, et les trois années les plus proches sont conservées.

Cette approche permet de retrouver l'année qui est réellement la plus proche de la référence (le mois d'Avril) dans 80% des cas entre les deux les plus proches (57% pour le premier choix) dès le mois de février. En d'autres termes, la trajectoire finale peut être anticipée avec un certain degré de confiance plusieurs mois en avance.

La **Figure 3-4** montre les résultats de la recherche d'analogues pour trois saisons agricoles dans la province de Settât au Maroc. Pour chaque mois de Novembre à Avril, la situation la plus proche selon les trois indicateurs est recherchée, et le graphe de NDVI correspondant est tracé. Le classement de l'année réellement la plus proche est indiqué dans la capsule beige. On constate par exemple que pour l'année 2015, l'année 2013 est considérée comme la plus ressemblante dès le mois de novembre.

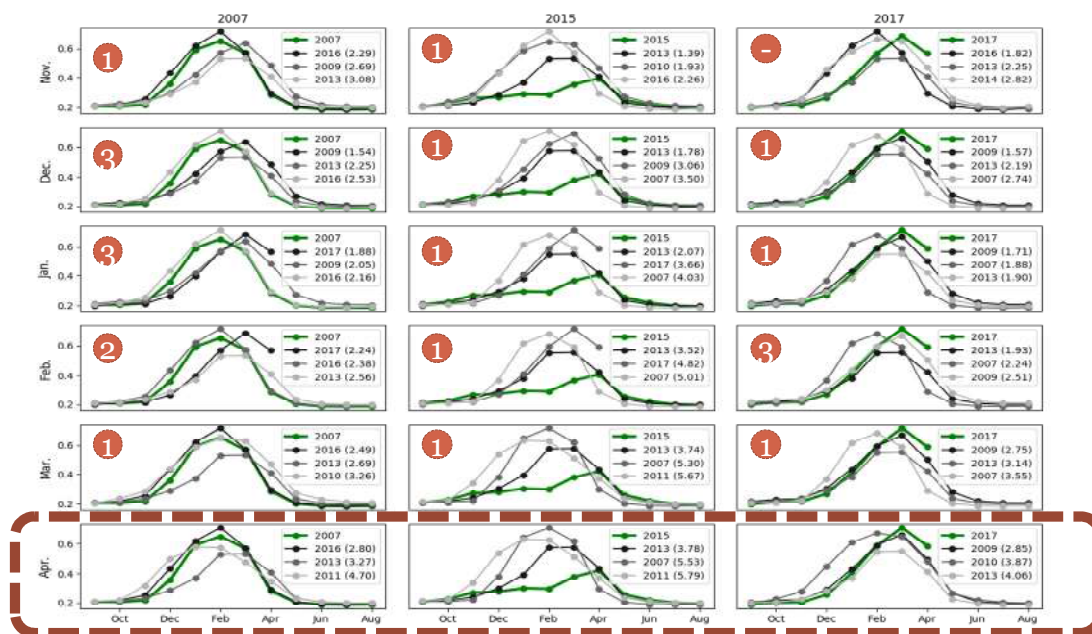


Figure 3-4 Exemple de recherche d'analogues pour la province de Settât, Maroc en 2007, 2015 et 2017

3.3 UNE APPLICATION EN LIGNE: MEDI "MEDITERRANEAN DROUGHT INDEX"

Une application web pour faciliter l'exploration des indices de sécheresse a été développée et déployée au Cesbio. Cette application a été appelée MEDI pour l'acronyme de Mediterranean Drought Index (<http://osr-cesbio.ups-tlse.fr/medi>). Un petit frère de cette application a également été déployé en France: <http://osr-cesbio.ups-tlse.fr/fredi>. L'application propose d'explorer deux indicateurs basés sur les indices de végétation issus de la télédétection spatiale (MODIS), un indicateur basé sur l'humidité du sol par télédétection spatiale (ASCAT), et la pluviométrie. MEDI couvre les zones utiles des trois pays du Maghreb. Les sources de données utilisées dans l'application sont :

- Le NDVI est obtenu à partir du produit MODIS MOD13Q1 du satellite TERRA, synthèse 16 jours globale à 250 m de résolution spatiale.
- Le SWI est obtenu à partir du produit SWI du satellite ASCAT, synthèse journalière globale à 0.1 deg. de résolution spatiale.
- Les pluies sont extraites du produit CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data), cumul mensuel de pluie à 0.5° de résolution spatiale. CHIRPS combine des images satellitaires et des mesures de stations in situ.
- Les zones administratives sont issues de GADM (Global Administrative Areas)

Le défi consistait alors à concevoir une visualisation de ces données afin de comprendre et explorer l'ensemble du schéma spatio-temporel de la sécheresse. L'interface est composée d'une carte et de graphes interactifs reliés entre eux. La carte permet à l'utilisateur d'afficher l'indicateur de son choix à la date de son choix. Une division administrative simplifiée et homogénéisée pour les trois pays du Maghreb est superposée. L'utilisateur peut alors se déplacer sur la carte et zoomer sur les régions qui l'intéresse. Lorsqu'il zoome, un niveau administratif plus détaillé apparaît. Chacune des zones administratives est interactive et permet d'explorer l'évolution temporelle des indicateurs :

- l'indicateur annuel du mois sélectionné permet d'explorer les 20 dernières années de données et aide l'utilisateur à situer l'indicateur de sécheresse par rapport à d'autres années. Ce graphe combine l'indicateur MAI avec l'un des

3.3 Une application en ligne: MEDI "Mediterranean Drought Index"

indicateurs de sécheresse basé sur la végétation (NDVI, VAI, VCI). Par exemple, si l'utilisateur a choisi d'étudier le mois de janvier, la chronique temporelle des différents mois de janvier est affichée pour la période de 2000 à aujourd'hui.

- Le second graphe permet d'étudier l'année sélectionnée de Septembre à Août. Ce graphe n'affiche pas les indicateurs de sécheresse, mais leurs primitives (NDVI, SWI, Pluie). Pour chacune de ces primitives, les minimums et maximums de la période d'étude sont également affichés pour chaque pas de temps de sorte qu'il est facile d'identifier si l'on se situe sur une «bonne» ou «mauvaise» année pour cette zone administrative particulière.
- Enfin, un troisième graphe montre les années analogues à l'année en cours. Par exemple, si l'utilisateur se place sur le mois de février 2017 du gouvernorat de Kairouan, un calcul est effectué pour retrouver les trois années les plus proches, dans cet exemple les années 2011-12, 2013-14, 2010-11

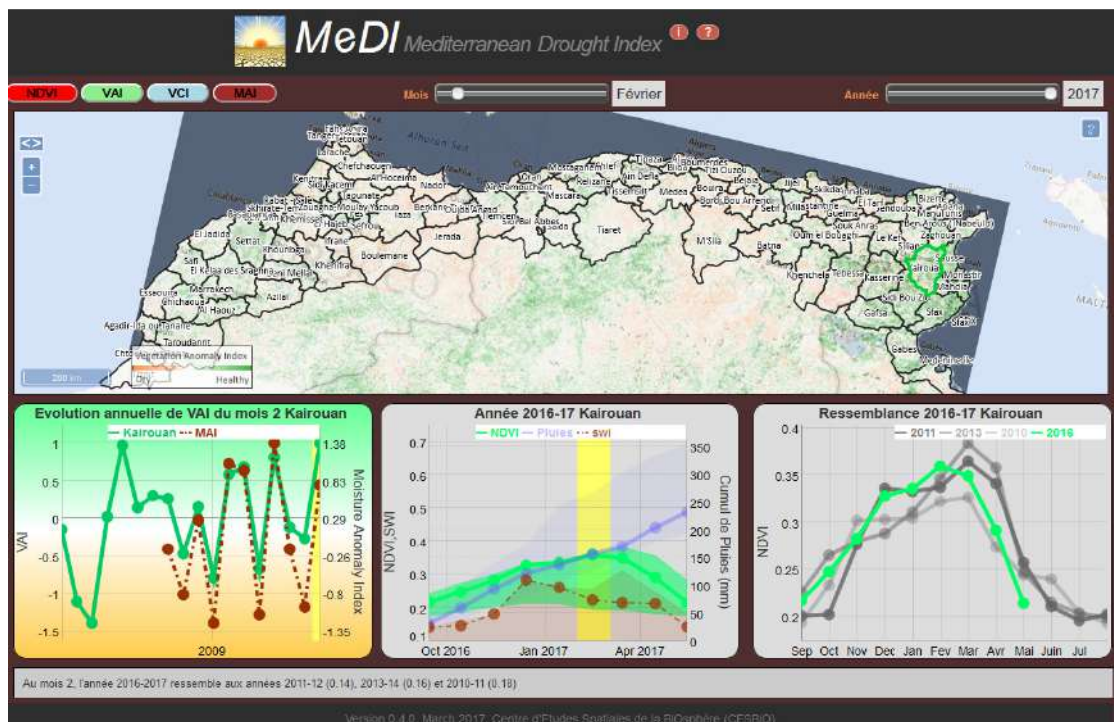


Figure 3-5 Copie d'écran de l'application MEDI (Mediterranean Drought Index)

3.4 ARTICLE "ANALYSIS AND PREDICTABILITY OF DROUGHT IN NORTHWEST AFRICA USING OPTICAL AND MICROWAVE SATELLITE REMOTE SENSING PRODUCTS "

www.nature.com/scientificreports

SCIENTIFIC REPORTS

OPEN

Analysis and Predictability of Drought In Northwest Africa Using Optical and Microwave Satellite Remote Sensing Products

Received: 8 August 2018
Accepted: 11 December 2018
Published online: 06 February 2019

Michel Le Page & Mehrez Zribi

In a context of high stress on water resources and agricultural production at the global level, together with climate change marked by an increase in the frequency of these events, drought is considered to be a strong threat both socially and economically. The Mediterranean region is a hot spot of climate change; it is also characterized by a scarcity of water resources that places intense pressure on agricultural productivity. This article analyzes the potential for using multiple remote sensing tools in the quantification and predictability of drought in Northwest Africa. Three satellite products are considered: the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Soil Moisture Index (SWI), and Land Surface Temperature (LST). A discussion of the variability of these products and their inter-correlation is presented, illustrating a generally high consistency between them. Statistical anomaly indices are then computed and a drought severity mapping is presented. The results illustrate in particular a high percentage of dry conditions in the region studied during the last ten years (2007–2017). Finally, we propose the use of the analog statistical approach to identify similar evolutions of the three variables in the past. Although this technique is not a forecast, it provides a strong indication of the plausible future trajectory of a given hydrological season.

The quantification, monitoring and identification of the beginning and end of droughts as well as their extension is a highly complex task¹. In recent decades, various indices have been developed to answer these questions. These indices are usually based on precipitation and other meteorological variables^{2–9}. Despite the potential of the proposed indices, the distribution and density of the measuring stations are generally insufficient to allow a spatialization of the proposed drought indices. This is particularly the case in less developed countries with generally limited ground instrumentation and also limited statistics on precipitation measurements.

In recent years a number of scientific studies have developed indices based on time series of remote sensing satellite products^{10–19}. These spatial measurements using various spatial techniques (optical and microwave measurements) are directly related to surface features such as vegetation cover, soil moisture or surface temperature.

For vegetation cover, measurements are mostly based on optical remote sensing. More specifically, the NDVI satellite index, often used in vegetation analysis, is strongly correlated with vegetation cover growth²⁰. Using NDVI from several types of optical sensors (AVHRR, SPOT-VGT, MODIS etc.), various normalizations along the time axis have been proposed to study the anomalies, and in particular drought. The most popular is VCI, ranging between 0 to 1 (0 for the driest condition, 1 for the wettest) applied in several regions of the globe to estimate agricultural drought under varying ecological conditions^{10,11}. It can give the status of vegetation in comparison to the best and worst vegetation conditions for a particular monthly period over many years. Amri *et al.*¹⁸ have proposed the VAI parameter, which provides a comparison of the mean value for a particular period normalized against the standard deviation of data acquired over many years. It has been successfully tested over a number of sites (North Africa, etc.).

For soil water, various active or passive microwave techniques have offered estimates of the soil surface water content^{21,22}. Based on empirical or physical approaches, the surface estimation has enabled estimation of the water content in a soil profile²⁰. In recent years, with the advent of many time series of satellite products increasingly offering these land cover estimates or information on soil water content (ASCAT, SMOS etc.), a number of studies have

CESBIO, Université de Toulouse, IRD/CNRS/CNES/INRA/UPS, 8 Av. Edouard Belin, 31401, Toulouse cedex 9, France. Correspondence and requests for materials should be addressed to M.L.P. (email: michel.le_page@ird.fr)



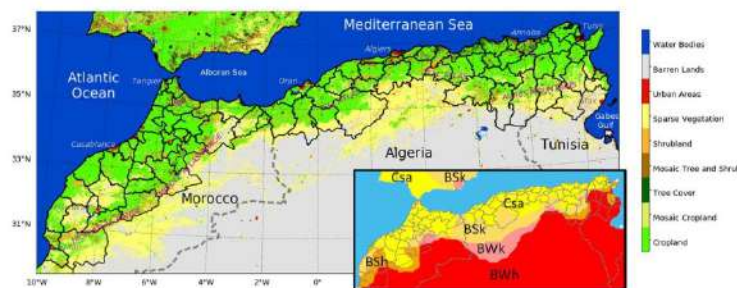


Figure 1. The study area with its 90 administrative areas and a simplified land cover classification extracted from the ESA-CCI Land cover of 2010. The inset map shows the Koeppen-Geiger classification of climate for the area.

proposed new drought indices based mainly on analyses of statistical anomalies over several years. Amri *et al.*¹⁵ proposed the MAI index based on anomaly analysis using the ASCAT SWI moisture product. It showed a strong correlation with the SPI index over the central region of Tunisia. Sanchez *et al.*²³ proposed an agricultural drought index SMADI based on SMOS data coupled to a MODIS product, applied over Spain.

In the same context, other composite indices based on the analysis of several types of index have been proposed. For example, Mu *et al.*¹⁹ proposed the Drought Severity Index DSI, derived from evapotranspiration and NDVI anomalies. After recalling the drawbacks of the PDSI index²¹ and particularly the uncertainty of precipitations they also note that the DSI is subject to uncertainties including the global reanalysis input data and the MODIS Evapotranspiration algorithm.

In addition to this estimation of drought intensity using drought indices, it remains essential for stakeholders to predict the future dynamic of a drought event in relation to specific drought conditions. Various studies have been proposed to address this question, particularly by analyzing precipitation levels. The analogue technique for has been widely used in climatology. After the Second World War, Howe²⁵ used the technique to look for agro-climatic analogues with the objective of introducing new plants from a region to another based on their similar climates. Howe described climatic analogues as "areas that are enough alike with respect to some of the major weather characteristics affecting crop production, particularly during the growing period, to offer a fair chance for the success of plant material transplanted from one area to its climatic counterpart". More recently, some studies have used the analogue technique to look for analogous regions in the context of climate change. Hallegatte *et al.*²⁶ searched for the location of analogous future climates for European cities. Pugh *et al.*²⁷ also looked for the locations of analogous climates, but used the results to analyze the potential impact on croplands. CGIAR²⁸ has proposed a tool based on the same approach.

Meteorologists have also explored this technique for short-term forecasting. In early studies, Lorenz²⁹ and Ruosteenoja³⁰ found that the likelihood of finding perfect analogues is low, so that an extremely long historical time series would be needed. They concluded that the performance of this technique for meteorological forecasting is very poor compared to numerical models. Nevertheless, Van Den Dool³¹ found that there is some potential in Analog Forecasting, and more recently Hamill and Whitaker³² found reasons to believe that the Analog Forecast is competitive with high-resolution forecast models.

Barnett and Preisendorfer³³ proposed a theoretical framework in which a climate state vector represents the evolution over time of the climate system and examined three techniques for selecting analogues. Hamill and Whitaker³² proposed a general theory for the statistical correction of weather forecasts based on observed analogues. These authors described ten different techniques of looking for analogues. The basic idea is to compute a distance between a reference vector and other state vectors. The variables composing the vector can also be assigned different weights. The search region can be limited spatially and temporally. For example, an analogue can be sought within a distance of less than 100 km, and within a period of less than 45 days. The distance metric is generally a Euclidean distance, but other metrics such as Mahalanobis can also be used.

The objective of the paper is to analyze the potential for using multiple remote sensing tools in the quantification and predictability of drought in Northwest Africa. After presenting the study area, we study the Correlation and auto-correlation of drought indicators. We then map the drought intensity and analyze the predictability of drought using the analogue search technique. The data and methods are explained in a last section coming after the conclusion.

Area of Study

The area studied is located in the productive region of Northwest Africa in the countries of Morocco, Algeria and Tunisia, also known as the Maghreb. Aside from its cultural roots, this region also shares a common geography, with a narrow coastal plain separated from the Sahara by mountain ranges: the High and Middle Atlas in Morocco, the Tell Atlas in Algeria, and the Aures mountains on the east of the region (Fig. 1). According to the Köppen-Geiger classification³⁴, the climate of the study area is mostly Mediterranean (Csa) and Semi-Arid (BSk and BSh). Most of its 90 million inhabitants and the productive agricultural areas are located on the coastal plains.

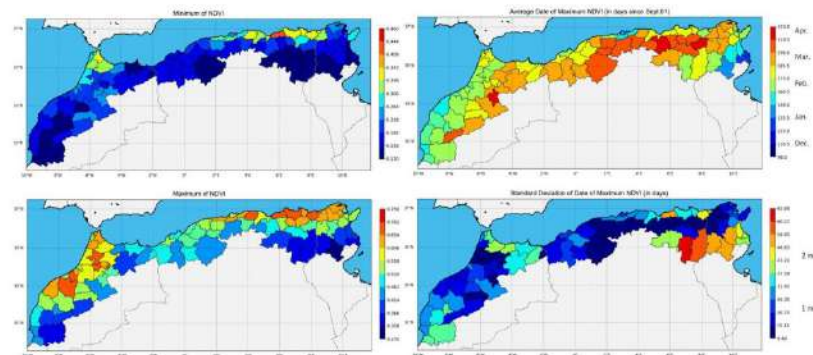


Figure 2. NDVI analysis. Top left: Maximum NDVI, bottom left: Minimum NDVI, Top right: Date of Maximum NDVI, Bottom right: Standard deviation of the date of Maximum NDVI.

Figure 1 is a simplified map of land cover based on the ESA CCI 2010 product (<https://www.esa-landcover-cci.org>) that highlights the cropland area. The climate of the region is influenced by several climatological regimes: the Mediterranean regime, the North Atlantic regime and finally that of the Sahara in the south³⁵. Thus, this region is characterized by a climate with strong spatial and temporal variability. The Mediterranean region and particularly North Africa is considered to be a hot spot of climate change³⁶. It is regarded as a particularly vulnerable zone owing to its hydraulic poverty³⁷ linked to the rarity and the high temporal variability of precipitation. These climatic conditions and particularly the expected increase in drought events could have a highly detrimental effect on agricultural productivity and on biodiversity. In this region, drought events may affect the recharge of reservoirs and groundwater, essential for irrigation and domestic water use.

The typical agricultural landscape of this Mediterranean area is composed of cereals and olive trees. Cereals (wheat, barley and oats) are the most widely produced crop in the area and cover approximately 46% percent of the cultivated area. Olive orchards represent approximately 14% of the agricultural area, but are very dominant in Tunisia, with 2 million hectares. Other orchards (citrus, grapes) and vegetables (potatoes, chili, watermelon...) are also common.

The two maps on the left of Fig. 2 show the minimum and maximum NDVI (MODIS MOD13Q1 product) for the period 2001–2018, presented as a mean value for each administrative area. The region is not homogeneous; in particular, the minimum NDVI map shows that the region of Tangier (northern Morocco) and the northeast of Algeria never fall below 0.3, typical of perennial forests and higher annual rainfalls. The maximum NDVI map also reveals two intensive cropland areas in western Morocco around the Settat and Meknes regions and in northern Tunisia. The north-to-south and west-to-east gradients in Morocco are also noticeable on the maximum NDVI map. In the south of the study area both minimum and maximum NDVI reach lower values because of increasingly semi-arid to arid conditions.

The two maps on the right of Fig. 2 show the date of maximum NDVI and its standard deviation. On the west side of the study area, there is a clear gradient between early maximums in late January on the Atlantic coast to the end of March in the inland areas. In Algeria the gradient is west to east and north to south with NDVI apogee ranging from the end of February to the beginning of April. Finally the gradient is inverted on the coast of Tunisia where the maximum NDVI can occur as early as the end of December. The standard deviation map shows that the date of maximum NDVI has little variation overall (<1 month), but may reach as much as two months in the more arid regions of Tunisia. These discrepancies can be explained by two factors. First, major rainfall in autumn can generate pasture growth from November onwards. Second, the agricultural cycle generally attains maximum growth between March and April for dominant crops such as cereals.

Results

Correlation and auto-correlation of drought indicators. Figure 3 shows the correlation between the three couples of variables (NDVI/SWI, NDVI/LST and SWI/LST) between September and May, using the 11 years of data. The correlation between NDVI and SWI is generally high, but weakens during the winter months. On average for the whole area, the weaker correlations are in December and January (0.27 and 0.33) while the average correlations are above 0.57 for the months of September, October, and March to May. Furthermore, the correlations are near null or even significantly negative in the more wooded areas of northeast-Algeria and north Tunisia. The limited correlations during December and January could be explained by the limited precision of SWI satellite products in forest areas where the effect of vegetation cover on microwave signals is dominant. It can also be explained by important changes linked to precipitations during this period. The moisture level increases first before the vegetation growth (pastures, winter agricultural covers). In several areas in the south, we also observe a weaker correlation that could be explained simply by the limits of statistical analysis for areas with very sparse vegetation cover without agriculture.

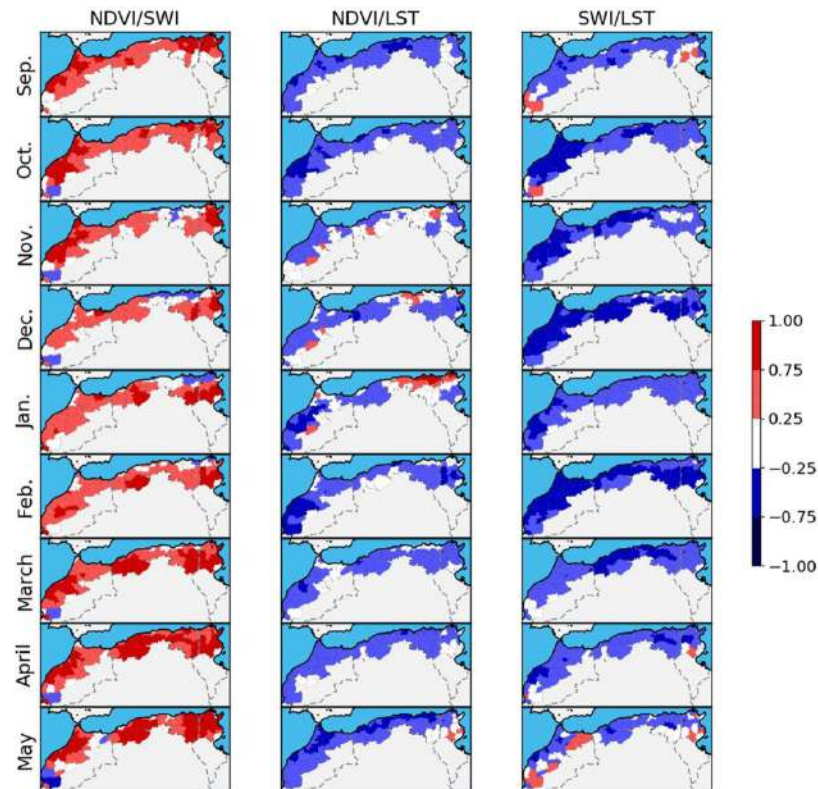


Figure 3. Correlation between the three drought indices from September to May between 2007 and 2018.

The negative correlation between NDVI and LST is explained by the reduction of surface temperature due to the higher evapotranspiration of the vegetation cover in agricultural areas. However, the behavior of correlation is similar to the previous one with a decrease of correlation in the winter month. A positive correlation is observed in the north east of the study area that could be explained by the forest leaf loss simultaneously to the decreasing of surface temperature (the coldest months).

Logically, SWI and LST are also anticorrelated. No coherent behaviors are observed during the driest months (September, May) due to the extreme low moisture values and high changes in temperature (hottest months).

Zribi *et al.*³⁸ have illustrated a strong relationship between the soil moisture SWI variable and the NDVI retrieved one month later. In this context, Fig. 4 illustrates the correlation between SWI and NDVI retrieved with a lag of one to four months. As expected, correlations decrease with longer lag, but the auto-correlation can still be high after four months. Based on this analysis, the behaviors of the different variables and their correlation, it seems sufficient to employ the two variables NDVI and SWI for future studies concerning drought mapping.

Mapping of drought intensity. Based on the defined Drought vector with VAI and MAI as drought index elements, the results of the threshold classification discussed in the methodology section are presented in Fig. 5, which shows the number of occurrences of a situation for the months November through May from 2007 to 2018. Each occurrence map ranges from dark blue (lower occurrence) to red (higher occurrence). Overall, the "Near Normal" situation (central map) is the most common situation (51.3%), nevertheless the red colors show areas where this situation occurred more often (east of Algeria for example), whereas it happened more rarely in dark blue areas such as Morocco for example. The moderately dry situation occurred throughout the studied areas, but with more occurrences in the semi-arid regions of Morocco and Tunisia. Very Dry situations occurred mainly in Morocco and central Algeria, but are less frequent.

The composition of the classes can be analyzed for their monthly and yearly distributions. The monthly distribution (not shown) shows little variation of the classes over the individual months. Figure 6-Left shows the percentages of the classes 'Very Dry' and 'Moderately Dry' for each year (which consists of 5 months for each of

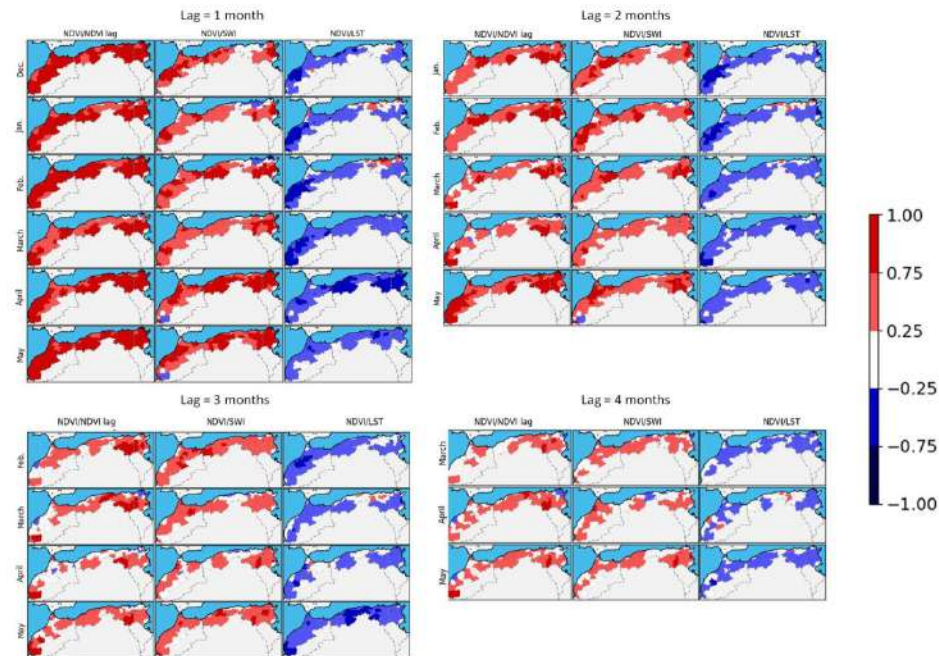


Figure 4. Lagged correlations between NDVI and lagged NDVI, and lagged SWI and lagged LST.

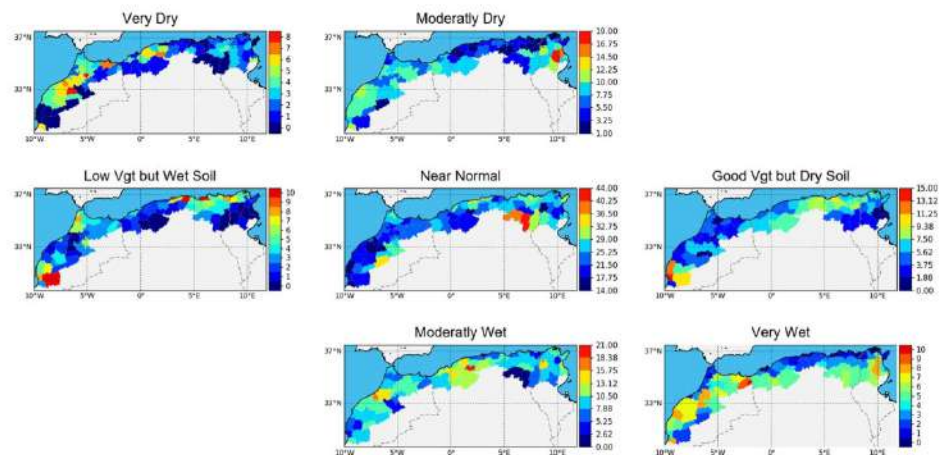


Figure 5. Drought Classification. Each map shows the number of occurrence of each situation between November and April.

the 90 areas). The figure suggests that the years 2007–08 and 2015–16 were particularly dry with respectively 1.7% very dry and 25.4% moderately dry and 8.8% very dry, and 32.7% moderately dry.

Ambiguous situations are the less common classes (13.2%), but provide general information about a trajectory change during the growing season. Figure 6-Right shows the percentages of the four contradictory classes. Most of the years display a more or less equal number of moderately ambiguous situations. Some years have a specific

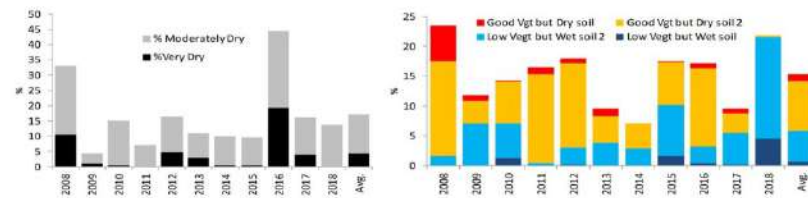


Figure 6. Left: Percentage of Dry classes; Right: Percentage of ambiguous classes, for the months of December through April.

	Percentage of First Analog	Percentage of First or Second Analog	Average Rank
November	21.2	38.4	4.09
December	32.6	53.0	3.12
January	47.5	72.4	2.46
February	57.3	80.0	2.03
March	71.4	91.7	1.51
April	100	100	1

Table 1. Performance of analogue retrieval.

behavior. The year 2008 has a large proportion of "Good vegetation but dry soils", both in the extreme and moderate classes. This suggests that this year began with a propitious situation for crops, but later reverted to a dry situation. The proportions indicate the opposite for the year 2018. There is a majority of low levels of development of the vegetation with wet soils, which suggests that a dry situation reverted to a favorable one. An examination of the monthly distribution of ambiguous situations (not shown), suggests that such inversions are more common during the months of January and February: the average monthly occurrence of those situations is 12%, whereas it is more than 17% in January and over 20% in February, which suggests that those two months are decisive for the evolution of a drought situation in this region. Such observed ambiguous situations could be a helpful indicator for identifying the beginning or end of a drought period, often very difficult to determine.

Predictability analysis using the analogue test. In a context of drought conditions, as discussed in the introduction, the stress on agriculture and productivity becomes very high. Stakeholders and decisioners need tools for evaluating the drought's intensity, but also an evaluation of the possible future trajectory of the agricultural season. We propose a situation analysis based on an algorithm of resemblance that uses statistics to identify previous seasons whose behavior closely compares to the current one.

The results of these analogue tests over the entire area are summarized in Table 1, which shows the tests' performance in finding analogous years for the drought vector VD over the months November through April. In accordance with the auto-correlation study, the closer we are to the tested month (April), the better the score. Moreover, even if extended to 6 months earlier (November), the prediction is still statistically significant. In fact, this test shows that the scores for November, while low, are still about twice as good as those for a random year. By January the score reaches almost 50% for the first analog and 72% between the first and second analog, meaning that by January we have almost a 75% chance of having identified the most analogous year. By February, there is an 80% chance that the most similar year falls between the two selected ones. Table 1 also shows the average rank of the analogue years, which is a good indicator of how many years to take into account when looking for resembling years.

The lower performances in November and December are easily explained by the great uncertainty of rainfall during those months that could trigger the development of vegetation. The average percentage of first analogue in January and February can still be attributed to the uncertainty of rainfall but also to ambiguous situations, as seen earlier. Moreover the very small number of historic situations that we can examine is obviously a drawback for the method. There is a high probability of falling upon unknown trajectories. In such cases, the ranked analogues are not similar to the studied situation, but a threshold above the computed distance would allow us to eliminate those cases.

Case studies of trajectories. The analogue selection is not a prediction in itself; in fact the various ranked years may have very different trajectories. However, examination of the proposed years can provide valuable information for an analyst. If the selected years resemble each other, the analyst visually infers an average trajectory. But if the proposed years are dissimilar, the analyst visually observes the uncertainty of the prediction.

In this section, we analyze the results of the classification scheme and the analogue test on selected areas for the specific years of 2007–08, 2015–16 and 2017–18. We selected three contrasting administrative areas from our study region. The climate of the Moroccan province of Settat is mostly influenced by the Atlantic Ocean, the

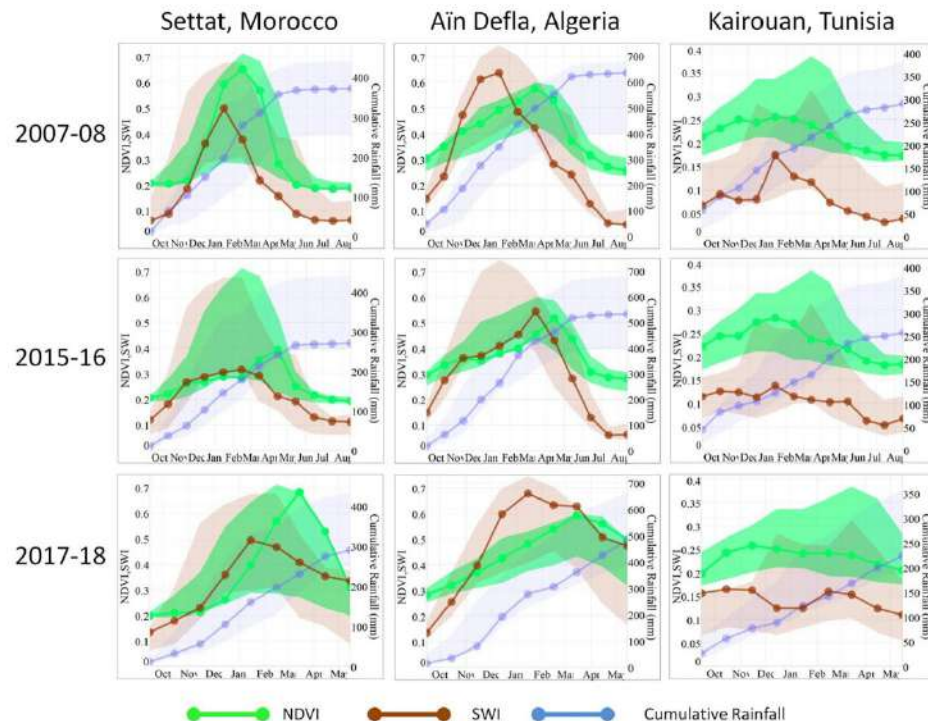


Figure 7. Trajectories of NDVI, SWI and cumulative rainfalls for the administrative areas of Settat (Mor.), Aïn Defla (Alg.), Kairouan (Tun.).

Wilaya of Aïn Defla is a mountainous area in the Tell range that is the leading Algerian producer of potatoes, and the governorate of Kairouan in Tunisia, which is 50 km from the Mediterranean, has a more semi-arid climate.

Figure 7 illustrates the trajectories of NDVI and SWI over a year, clearly showing the spatial and temporal heterogeneity of the study area. The cumulative rainfalls extracted from the CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data) product are also plotted. Additionally, the maximum and minimum values of each month for the whole time series of each variable (2000–2018 for NDVI) (2007–2018 for SWI and 1981–2018 for rainfalls) is plotted so that the reader can easily infer the anomalies. The trajectories are very different for each region, even for the same year.

We will consider the year 2017–18, which was previously characterized by a large content of the classes “Low vegetation but dry soils” and a small percentage of “Moderately Dry”. On the trajectories, we can see several behaviors. In Settat the season begins with low soil moisture, so that the vegetation remains at a low level; then in January/February the soil moisture increases dramatically so that the development of vegetation finally reaches a maximum in March, one month later than the average maximum date. The season’s duration of vegetation is reduced, owing to this late start. In Aïn Defla, the season does not include any kind of drought. In Kairouan, the development of vegetation is weak, but not very different from the two other years.

Figure 8 illustrates the results of the analogue test for the area of Settat, Morocco. The plot is presented as a grid where the columns correspond to the three specific years of 2007–08, 2015–16 and 2017–18, and the rows correspond to the tested months from November through April. Each plot shows the trajectories over a full hydrological year (Sept–Aug) of NDVI, and the NDVI trajectories of the first three analogues obtained for the tested month. The Euclidean distance is shown between parentheses in the legend. The two other variables of the drought vector that were used for the computation are not shown. For the year 2007–2008, the best analogue is the year 2016. In the previous months, the year 2016 consistently appears to be one of the three most typical years. In November, the first analogue is also 2016, but as can be seen on this graph the three preceding months are very similar, so that the scores are also very close. In December 2007 and January 2008, the algorithm chose the year 2009 as a possibility, but with a longer duration this possibility disappears. Overall, the two more similar years of 2016 and 2013 were selected 6 and 5 times out of 6.

The year 2015–16 was very dry. The most remarkable information from the analog time series is that there is no other similar year in the 2007–2018 dataset. This is shown by the values of the Euclidean distance: In

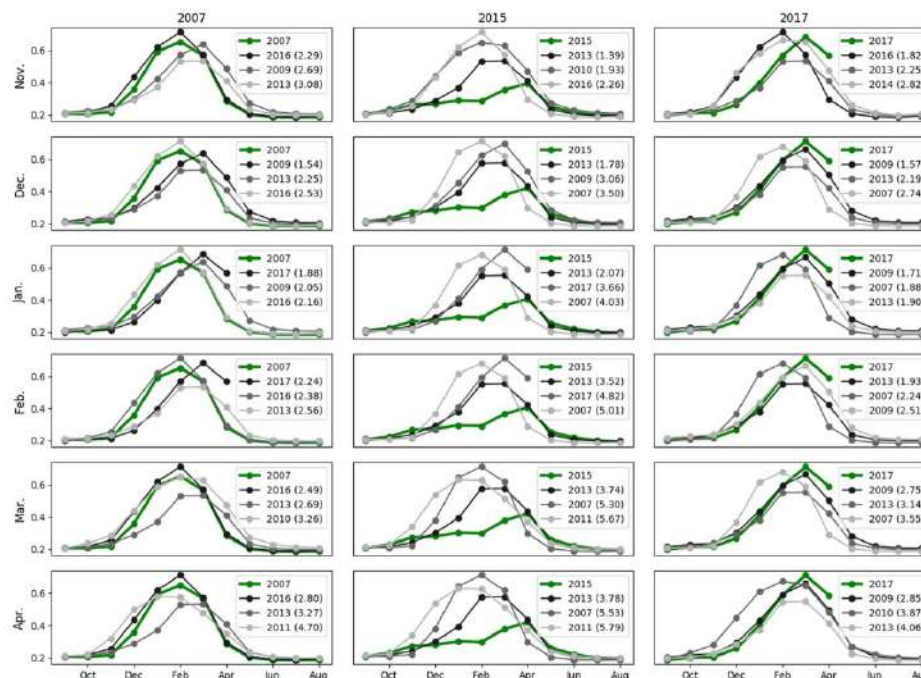


Figure 8. Analogue tests for Settat, Morocco.

November and October, the score remains low (1.39 and 1.78), but it then increases progressively until the month of April. Despite those bad scores, the most similar year was always the year 2013, suggesting that 2015–16 would be at least as dry as 2013.

The year 2017–18 shows all the signs of the onset of a drought but with a late season of rain, which canceled the drought. The closest year, 2009, was detected as early as December. Yet in February the ranking was shuffled suggesting that there could still be a change of trajectory.

Conclusion

This paper proposes an analysis of drought phenomena in Northwest Africa using multi-sensor time series satellite products. In fact, despite certain limitations linked to measurement length and frequency, the satellite indices could be a useful tool, complementary to the traditional indices particularly based on precipitation statistics, for the analysis of drought situations. This is especially the case in areas where the rain gauge network is sparse.

Three variables are considered, the NDVI, the SWI and the LST. A very strong annual correlation is observed between NDVI and SWI for almost all the areas considered in the region of study. This correlation decreases for forest areas, for which satellite measurements to estimate soil moisture are not sufficiently precise, and in southern areas with very dispersed vegetation cover and limited agriculture. Monthly analysis illustrates more or less the same behavior, with the highest correlations generally found at the time of maximum growth during the agricultural season, approximately around March and April. The correlation between LST and the two other variables is also discussed. In this case we observe a correlation close to -1 , particularly for agricultural areas. Based on the results of correlation a mapping of drought conditions is proposed, using just the two drought indices VAI and MAI. Seven classes of drought are considered (very wet, wet, normal, dry, very dry, wet soil and low vegetation, and dry soil and good vegetation). The results of classification using the drought vector show the presence of moderate drought and very dry conditions in certain parts of the studied site for all the years examined. The longest periods of drought are found in the driest years: 2008 and 2016. The ambiguous situations corresponding to wet soil and low vegetation or dry soil and high vegetation are particularly seen in the two months of January and February. These specific conditions could be helpful factors in identifying the beginning or the end of a drought period. A predictability analogue algorithm is proposed in order to identify statistically the year in the past closest to the conditions of a present year, based on the drought vector with VAI and MAI indices and a database of eleven years (2007–2018). The results illustrate the high potential of this approach for retrieving analogous years. The capacity for retrieving an analogous year processed from December (beginning of the agricultural season) through April increases with time. In February for example, the percentage of the first or second analogue reaches

80%. This type of result could be very helpful to stakeholders to better situate the drought conditions of one year as compared to past years with known returns on agricultural production and water reserves.

A discussion of three studied areas (Settat in Morocco, Ain Deffa in Algeria and Kairouan in Tunisia) illustrates the behaviors of the VAI and MAI indices and their correlation. Particular attention was given to the analysis of ambiguous situations that turned out to be reversals.

The analysis proposed in this study over the whole of Northwest Africa could be implemented operationally on a platform called MEDI (<http://osr-cesbio.ups-tlse.fr/medi>) well suited for use by water managers and stakeholders.

Data and Methods

Remote sensing data. *Modis NDVI.* We employ the temporal 16-day composite series of MODIS NDVI (MOD13Q1, Collection 6 available on <http://earthexplorer.usgs.gov>), with a spatial resolution of 250 m. This product is retrieved from atmosphere-corrected³⁹, daily bidirectional surface reflectance observations, using a compositing technique based on product quality⁴⁰. We use the 16-day composites to ensure a high probability of a reduced cloud effect on the NDVI pixels retrieved. The entire period from 2001 to 2018 is considered in our analysis of drought. The 16-day data have been averaged to the monthly time step.

ASCAT SWI. The ASCAT scatterometer radar is one of the 12 instruments carried by ESA's METOP-A satellite (launched in 2006), and operates in the C-band (5.3 GHz), in vertical polarization. Over land surfaces, various approaches have been proposed for estimating surface soil moisture. The Institute of Photogrammetry and Remote Sensing (IPF), Vienna University of Technology (TU-Wien) has offered a soil moisture product at a spatial resolution of 12.5 km based on ASCAT data since 2007. The product is distributed as a daily dataset by the Copernicus Global Land Service (<http://land.copernicus.eu/global/products/swi>). The proposed approach is based on a change detection methodology, using normalized multi-incidence radar signals. The derived soil moisture index is between 0 and 1 (0 for dry soils, 1 for very wet surfaces). This product has been validated through analysis in several regions of the globe and by intercomparison with other satellite products. Based on the high repetitiveness of these products, the Soil Water Index data (SWI) was derived from m , using the following equation (1). It represents the root-zone soil moisture content in the first meter of the soil in relative units ranging between wilting point and field capacity.

$$SWI(t) = \frac{\sum_i m_i(t_i) e^{-(t-t_i)/T}}{\sum_i e^{-(t-t_i)/T}} \quad \text{for } t_i \leq t \quad (1)$$

where m_i is the surface soil moisture estimate from the ASCAT scatterometer at time t_i . The parameter T , called the characteristic time length, represents the time scale of soil moisture variations in units of time. A T of 20 days has shown the best fit to ground measurements.

The daily data have been averaged to the monthly time step. ASCAT moisture products were validated over the central Tunisia, using continuous ground moisture measurements¹⁵.

Modis LST. In this study, we employ the monthly composite MOD11C3 series, a collection⁴¹ having a spatial resolution of 0.05°. This product is retrieved from atmosphere-corrected, daily bidirectional surface reflectance observations, using a compositing technique based on product quality. The entire period from 2001 to 2018 was examined for our analysis of drought. We are however aware that LST changes rapidly in space and time owing to the strong heterogeneity of land surface characteristics in vegetation, topography and soil⁴², such that these monthly time-step data might not be the best choice for drought analysis.

Administrative division. The exact definition of our area is the extent of administrative areas in the three above-mentioned countries where the average normalized difference vegetation index (NDVI) for every month of the last 10 years is above 0.18, hence most of the croplands of those countries falls within this area. Desert regions located in the south of North Africa, with very dry conditions and very limited vegetation covers, are not considered in our study. According to FAOSTAT, 2009, the cultivated areas of Morocco, Algeria and Tunisia cover respectively 9, 8.4 and 5 million hectares. In order to consider spatial behavior, it is more convenient to conduct analyses of the indices' variations at the administrative region scale. This allows us to retrieve a mean behavior, first to avoid noise due to crop changes at pixel scale, and second, because administrative scale is very useful for the management of drought and the interpretation of results by stakeholders.

The Global Administrative Areas Database (GADM, version 2.8, Nov. 2015) was developed by R. Hijmans and colleagues at UC Berkeley (<http://www.gadm.org>). For our purpose, we focused on administrative levels, which are relatively homogeneous in size across the three countries of the Maghreb. Thus the levels that were chosen are the provinces for Morocco, the wilayas for Algeria and the governorates for Tunisia. The original data have been unified into a single administrative vector file and simplified for the purposes of display and analysis.

Drought indices. We use a normalization of the three primitive variables NDVI, SWI and LST for estimation of drought indices and name them VAI, MAI and TAI for Vegetation Anomaly Index, Moisture Anomaly Index and Temperature Anomaly Index.

The VAI^{18,43} is obtained from equation (2).

$$VAI = \frac{NDVI - \overline{NDVI}}{\sigma_{NDVI}} \quad (2)$$

The temporal standard deviation of NDVI (σ_{NDVI}) and the NDVI average ($\overline{NDVI}$) are then computed for a temporal period (e.g., one month) using 17 years of satellite data. The MAI¹⁵ is obtained from equation (3)

$$MAI = \frac{SWI - \overline{SWI}}{\sigma_{SWI}} \quad (3)$$

where σ_{SWI} is the temporal standard deviation of SWI and $\overline{SWI}$ is the SWI average. Finally the TAI is obtained from equation (4) as

$$TAI = \frac{LST - \overline{LST}}{\sigma_{LST}} \quad (4)$$

where σ_{LST} is the temporal standard deviation of LST and $\overline{LST}$ is the LST average.

The VAI, MAI and TAI are dimensionless indices ranging theoretically from unlimited negative values (drier than normal) to unlimited positive values (wetter than normal).

The indices are computed for the administrative areas. The most common way of synthesizing raster data to create vector polygons is to rasterize the vector dataset and tag each polygon. The average, sum or other calculations are then computed for the observed value of each polygon. Since the resolution of our input data ranges between 250 meters and 12 km, we preferred to compute a weighted vectorized synthesis. The principle is to vectorize the input raster, combine it with the input administrative vectors and compute the proportion of each pixel belonging to the administrative area. To improve calculation time, the result of crossing vectors and weights are obtained only once, and saved for further calculations.

The mean and standard deviation of satellite products are computed before the final calculation of the anomalies. We conduct further work with a vector of indicators that we have named the drought vector as in equation (5)

$$VD = \begin{bmatrix} VAI \\ MAI \\ TAI \end{bmatrix} \quad (5)$$

Correlation analysis. The correlation analysis can provide valuable information regarding the connection between variables and/or lagged connections. We have used the Pearson standard correlation coefficient, which is a common method for analyzing the intensity of correlation between variables. The correlation coefficient is obtained from equation (6):

$$\frac{cov(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (6)$$

where X is a variable to be tested and Y is another variable possibly lagged in time, cov is the covariance and σ_X and σ_Y are the standard deviations of variables X and Y.

To perform the analysis, we use the data from 2007–2018 where all three variables are available. We then limit the study period to the months of November through May, which cover most of the regional crop development. The Pearson correlation coefficient is then computed using each month of the period for each administrative area.

This is done for the primitive variables NDVI, SWI and LST. We then compute lagged correlations between NDVI and lagged NDVI, lagged SWI and lagged LST for a lag of one to four months.

Spatial analysis of drought intensity. Based on the VAI and MAI index estimations over the studied site, we try to retrieve a mapping of drought intensities. The distance to the (0,0) position is computed with equation (7):

$$D = \sqrt{VAI^2 + MAI^2} \quad (7)$$

the circle to which the class belongs is obtained with the threshold S and by limiting the numbers of circles to two, as in equation (8):

$$C = \min\left(\left\lceil \frac{D}{S} \right\rceil, 2\right) \quad (8)$$

each circle is then divided into four quadrants numbered from 0 to 3, which are obtained from the signed angle in radians, as in equation (9):

$$Q = \text{floor}\left(\left(\tan^{-1}\left(\frac{VAI}{D}, \frac{MAI}{D}\right) / \pi + 1\right) * 2\right) \quad (9)$$

Finally, the class is obtained by combining the circles C and the quadrants Q following equation (10):

$$CC = C * 4 + Q \text{ with } CC < 4 \text{ assigned to class } 1 \quad (10)$$

The graphical expression of this distribution is explained in Fig. 9. The proposed classification is fully symmetric. After some empirical tests, we selected a threshold of $S = 0.75$, which achieved a coherent distribution of

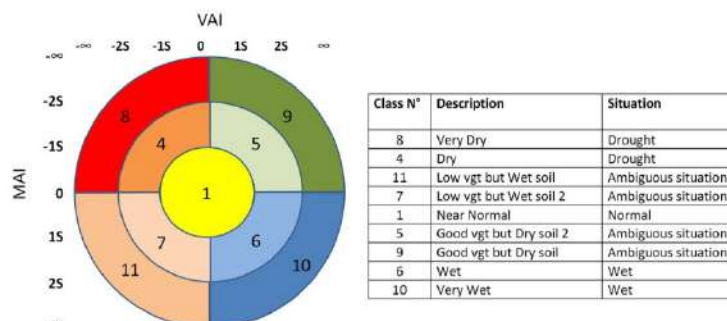


Figure 9. Classification thresholds on the left; class descriptions on the right.

situations. This method allows the separation of drought, normal and wet situations, but it also reveals abnormal or ambiguous situations, in particular when the moisture and vegetation anomaly indices are opposed. Situations 7 and 11 should mean that the badly developed vegetation can potentially be invigorated by high soil moisture, while on the other hand situations 5 and 9, with well developed vegetation, could potentially deteriorate owing to abnormally low soil moisture. The classification scheme also allows us to break down the intensity of the situation, for example Very Dry (Class 8) versus Dry (Class 4).

Because the ambiguous classes are very uncommon, Class 9 has been grouped with Class 5 and Class 11 with Class 7. Both are in any case ambiguous situations, in fact Classes 7 and 11 are situations in which the vegetation is underdeveloped but has a wet soil. This situation is most likely to occur when a dry situation is reverting to a normal one. On the other hand, Classes 5 and 9 display well-developed vegetation but dryer soil than normal. If this situation occurs at the beginning of the season, it is possible than a season that was looking promising is reverting to a normal situation, or to a rapid senescence. Note that such ambiguous situations mainly occur in the rainiest portions of the study area, but some cases also involve more semi-arid areas.

Predictability with analogues. In the technique we employed, the vector used is the drought vector described above. The search area is limited to the studied administrative area itself. For one studied month, a time series of the drought vector VD is constructed for the preceding months. For the months of November and December, the time series are three months long ([sept,oct,nov] and [oct,nov,dec] respectively), while the other months are tested for the [nov-month_{to}-test] time series. For example, for the month of March, the time series are [nov,dec,jan,feb,mar]. The 2-dimensional VD is flattened to one dimension on the time dimension as in equation (11), which is possible because of the earlier normalization.

$$VD_i = \begin{bmatrix} VAI_i \\ MAI_i \\ TAI_i \end{bmatrix} \Rightarrow VD'_i = [VAI_i \quad MAI_i \quad TAI_i] \quad (11)$$

VD' is compared to other years' VD'' using the nearest neighbor method with Euclidean distance (VD' , VD'') %s in equation (12), where i are the items of the flattened drought vector (VAI , MAI and TAI) for the tested period:

$$d(VD', VD'') = \sqrt{\sum_{i=1}^n (VD'_i - VD''_i)^2} \quad (12)$$

This approach allows us to compute a score and to rank the various years. In order to analyze the value of this approach for predictability, we compute the objective function as the first year found as the analogue of April, and then compare the rankings for the months of November through April, which means that 1530 tests are carried out (17 years $\times$ 90 areas) for each of the 6 months tested.

Data Availability

All the data used in this article are freely available online from <http://www.gadm.org>, <http://earthexplorer.usgs.gov>, <http://land.copernicus.eu>, <http://chg.geog.ucsb.edu/data/chirps>.

References

1. Cook, E. R., Seager, R., Cane, M. A. & Stahle, D. W. North American drought: Reconstructions, causes, and consequences. *Earth-Sci. Rev.* **81**, 93–134, <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2006.12.002> (2007).
2. Heim, R. R. A review of twentieth-century drought indices used in the United States. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **84**, 1149–1165 (2002).
3. Quiring, S. M. Developing objective operational definitions for monitoring drought. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* **48**, 1217–1229 (2009).
4. Alley, W. M. The Palmer drought severity index: Limitations and assumptions. *J. Climate Appl. Meteor.* **23**, 1100–1109 (1984).
5. Gommers, R. & Pettrassi, F. Rainfall variability and drought in Sub-Saharan Africa since 1960. In *Agro-Meteorology Series Working*, 9, Food and Agriculture Organization: Rome, Italy, (1994).

3.4 Article "Analysis and Predictability of Drought In Northwest Africa Using Optical and Microwave Satellite Remote Sensing Products "

www.nature.com/scientificreports/

6. Vicente-Serrano, S. M., Beguería, S. & López-Moreno, J. I. A Multi-scalar drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index—SPEI. *J. Clim.* **23**, 1696–1718 (2010).
7. Palmer, W. C. *Meteorologic Drought*; Research Paper; U.S. Department of Commerce, Weather Bureau: Washington, DC, (1965).
8. McKee, T. B., Doesken, N. J. & Kleist, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales in *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology of American Meteorological Society*, Anaheim, CA, USA, 7–22 January (1993).
9. McKee, T. B., Doesken, N. J. & Kleist, J. Drought monitoring with multiple time scales in *Proceedings of the 9th Conference on Applied Climatology of American Meteorological Society*, Dallas, TX, USA, 15–20 January (1995).
10. Kogan, F. N. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Adv. Space Res.* **15**, 91–100 (1995).
11. Kogan, F. N. Contribution of remote sensing to drought early warning in D. A. Wilhite, & D. A. Wood (Eds), *Early warning systems for drought preparedness and drought management*, 75–87 (World Meteorological Organization, 2000).
12. Kogan, F. N. Operational space technology for global vegetation assessment. *Bulletin of the American Meteorological Society* **82**, 1949–1964 (2001).
13. Ji, L. & Peters, A. Assessing vegetation response to drought in the northern Great Plains using vegetation and drought indices. *Remote Sens. Environ.* **87**, 85–89 (2003).
14. Singh, R. P., Roy, S. & Kogan, F. N. Vegetation and temperature condition indices from NOAA AVHRR data for drought monitoring over India. *Int. J. Remote Sens.* **24**, 4393–4402 (2003).
15. Amri, R., Zribi, M., Lili-Chabaane, Z., Wagner, W. & Hauesner, S. Analysis of ASCAT-C band scatterometer estimations derived over a semi-arid region. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **50**, 2630–2638 (2012).
16. Kogan, F. N. Global drought watch from space. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **78**, 621–636 (1997).
17. Gu, Y., Brown, J. F., Verdin, J. P. & Wardlaw, B. A five-year analysis of MODIS NDVI and NDWI for grassland drought assessment over the central Great Plains of the United States. *Geophys. Res. Lett.* **34**, <https://doi.org/10.1029/2006GL029127> (2007).
18. Amri, R. *et al.* Analysis of vegetation behavior in a semi-arid region, using SPOT-VEGETATION NDVI data. *Remote Sens.* **3**, 2568–2590 (2011).
19. Mu, Q., Zhao, M., Kimball, J. S., McDowell, N. G. & Running, S. W. A remotely sensed global terrestrial drought severity index. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **94**, 83–98, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00213.1> (2013).
20. Sellers, P. J. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. *Int. J. Remote Sens.* **6**, 1335–1372 (1985).
21. Wagner, W., Lemoine, G. & Rott, H. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data. *Remote Sens. Environ.* **70**, 191–207 (1999).
22. Kerr, Y. H. *et al.* The SMOS Soil Moisture Retrieval Algorithm *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 50–5 (2012).
23. Sánchez, N., González-Zamora, A., Piles, M. & Martínez-Fernández, J. A New Soil Moisture Agricultural Drought Index (SMADI) Integrating MODIS and SMOS Products: A Case of Study over the Iberian Peninsula. *Remote Sens.* **8**, 287 (2016).
24. Keyantash, J. & Dracup, J. A. The Quantification of Drought: An Evaluation of Drought Indices *Bulletin of the American Meteorological Society* **83**, no 8: 1167–80. <https://doi.org/10.1175/1520-0477-83.8.1167> (2002).
25. Howe, M. Agro-Climatic Analogues. *Nature* **161**, 983–984, <https://doi.org/10.1038/161983a0> (1948).
26. Hallegatte, S., Ambrosi, P. & Hourcade, J. C. Using Climate Analogues for Assessing Climate Change Economic Impacts in Urban Areas *Climatic Change* **82**, 1, 47–60, <https://doi.org/10.1007/s10584-006-9161-z> (2007).
27. Pugh, T. A. M. *et al.* Climate analogues suggest limited potential for intensification of production on current croplands under climate change *Nat. Commun.* **7**, 12608, <https://doi.org/10.1038/ncomms12608> (2016).
28. Ramírez-Villegas, J. *et al.* Climate analogues: finding tomorrow's agriculture today. *Working Paper no. 12. CGIAR Research Program on Climate Change, Agriculture and Food Security (CCAFS)*. <http://www.ccafs.cgiar.org> (2011).
29. Lorenz, E. N. Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues. *J. Atmos. Sci.* **26**, 636–646 (1969).
30. Ruosteenoja, K. Factors Affecting the Occurrence and Lifetime of 500 mb Height Analogues: A Study Based on a Large Amount of Data. *Monthly Weather Review* **116**, <https://doi.org/10.1175/1520-0493> (1988).
31. Van den Dool, H. M. A new look at weather forecast through analogs. *Mon. Wea. Rev.* **117**, 2230–2247 (1989).
32. Hamill, T. M. & Whitaker, J. S. Probabilistic quantitative precipitation forecasts based on reforecast analogs: Theory and application. *Mon. Wea. Rev.* **134**, 3209–3229 (2006).
33. Barnett, T. & Preisendorfer, R. Multifield analog prediction of short-term climate fluctuations using a climate state vector. *J. Atmos. Sci.* **35**, 1771–1787 (1978).
34. Peel, M. C., Finlayson, B. L. & McMahon, T. A. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **11**, 1633–1644, <https://doi.org/10.5194/hess-11-1633-2007> (2007).
35. Jarlan, L. *et al.* Linkages between common wheat yields and climate in Morocco (1982–2008). *Int J Biometeorol.* **58**(7), 1489–502, <https://doi.org/10.1007/s00484-013-0753-9> (2014).
36. IPCC. Intergovernmental Panel on Climate Change Internet html document: <http://www.ipcc.ch/> (2007).
37. FAO. The state of the world's land and water resources for food and agriculture (SOLAW) – Managing systems at risk. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome and Earthscan, London., ISBN 978-1-84971-327-6 (2011).
38. Zribi, M. *et al.* Analysis of relationship between soil moisture and vegetation in the Kairouan plain region of Tunisia using low spatial resolution satellite data. *Water Research Resources*, VOL. **46**, W06508, <https://doi.org/10.1029/2009WR008196> (2010).
39. Vermote, E. F., El Saleous, N. Z. & Justice, C. Atmospheric correction of MODIS data in the visible to middle infrared: first results. *Remote Sensing of Environment* **83**(1–2), 97–111, [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00089-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00089-5) (2002).
40. Justice, C. *et al.* An overview of MODIS Land data processing and product status. *Remote Sensing of Environment* **83**(1–2), 3–15, [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00084-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00084-6) (2002).
41. Wan, Z., Hook, S. & Hulley, G. MOD11C3 MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity Monthly L3 Global 0.05Deg CMG V006 [Data set]. Nasa Eosdis Lp Daac. <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD11C3.006> (2015).
42. Liu, Y., Hiyama, T. & Yamaguchi, Y. 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**, 115–128 (2006).
43. Zribi, M., Dridi, G., Amri, R. & Lili-Chabaane, Z. Analysis of the effects of drought on vegetation cover in a Mediterranean region through the use of SPOT-VGT and TERRA-MODIS long time series. *Remote Sensing* **8**, 992, <https://doi.org/10.3390/rs8120992> (2016).

Acknowledgements

This study was funded by the AMETHYST project (ANR-12-TMED-0006-01, ANR TRANSMED program) and the CHAAMS project (ERANET3-062 CHAAMS). We thank NASA for providing the TERRA-MODIS NDVI and LST products, the Copernicus Global Land service for providing the ASCAT SWI products, the ESA Climate Change Initiative for providing the landcover map, the Climate Hazard Group from UC Santa Barbara for providing the CHIRPS dataset.

3.4 Article "Analysis and Predictability of Drought In Northwest Africa Using Optical and Microwave Satellite Remote Sensing Products "

www.nature.com/scientificreports/

Author Contributions

Le Page and Zribi worked together on the analysis design and wrote the main manuscript. Le Page wrote the codes, processed the data, and produced the figures and tables.

Additional Information

Competing Interests: The authors declare no competing interests.

Publisher's note: Springer Nature remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



Open Access This article is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License, which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source, provide a link to the Creative Commons license, and indicate if changes were made. The images or other third party material in this article are included in the article's Creative Commons license, unless indicated otherwise in a credit line to the material. If material is not included in the article's Creative Commons license and your intended use is not permitted by statutory regulation or exceeds the permitted use, you will need to obtain permission directly from the copyright holder. To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

© The Author(s) 2019

3.5 SYNTHÈSE ET CONCLUSION

La façon dont un déficit pluviométrique peut éventuellement se convertir en sécheresse se manifeste sur le bilan hydrique, la réaction de la végétation à court et long terme. Ce travail s'est concentré sur la région Maghreb, au climat semi-aride et exposé à de fortes variabilités climatiques qui causent parfois des sécheresses. Trois indicateurs issus de la télédétection spatiale ont été sélectionnés (humidité de surface, indice de végétation, température de surface). Après avoir étudié les corrélations temporelles, nous avons proposé une méthode de classification et de prédiction de la sécheresse.

Plusieurs pistes d'amélioration existent:

Il a été choisi de travailler uniquement à l'échelle mensuelle, alors que d'autres approches s'appuient sur des échelles temporelles imbriquées (SPI par exemple). Il serait intéressant d'explorer une résolution temporelle de 15 jours qui pourrait donner une information plus précise sur les écarts de température et sur de petites variations d'humidité du sol. Les pas de temps plus longs permettraient quant à eux de travailler sur la longueur de la sécheresse. Cependant, comme la région d'étude comprends systématiquement un été très sec (pluviométrie pratiquement nulle de juin à août), qui effectue une véritable remise à zéro, cela semble moins pertinent pour l'aspect agronomique.

A l'échelle temporelle et spatiale qui a été traité, la température de surface n'a pas semblé une information pertinente. Pourtant, l'augmentation de la température due au stress hydrique est une information bien connue et utilisée d'autre part pour estimer l'évapotranspiration des cultures. Il s'agirait de mieux explorer cette piste, par exemple en la combinant avec la température de l'air ($T_s - T_a$), en cherchant des extrêmes de cette différence plutôt que la moyenne.

Le schéma bidimensionnel de classification que nous avons proposé a plusieurs avantages. Il repose sur seulement deux variables (NDVI et SWI), il est relativement simple à calculer, il donne à la fois une vision sur l'intensité et sur l'évolution de la situation. Il faudrait continuer à travailler sur cette approche en comparant avec les approches classiques monodimensionnelles comme le SPI, PDSI, SPEI. Une extension du schéma à trois variables en rajoutant la température semble possible pour renseigner également les prémices de la sécheresse.

L'approche par analogues est intéressante, mais pourrait être approfondie, en particulier en ce qui concerne les calcul de distance entre chaque année.

Enfin, en ce qui concerne la donnée SWI, il a été choisi d'utiliser la base de données ASCAT qui commence seulement en 2007. Entre temps, l'ESA a produit une base de données multi-satellites d'humidité du sol qui remonte jusqu'aux années 80 (<https://www.esa-soilmoisture-cci.org/node/93>). Il serait nécessaire de refaire les calculs avec cette base de données.

CHAPITRE 4 - VERS DES SCENARIOS DE DEMANDE EN EAU AGRICOLE

CHAPITRE 4 -	Vers des scénarios de demande en eau agricole	100
4.1	Introduction.....	102
4.1.1	La question des scénarios.....	102
4.1.2	Demande en eau agricole dans la région sud-méditerranéenne	104
4.1.3	Scénarios dans la plaine agricole du Haouz-Mejjat au Maroc.....	107
4.2	Méthode	109
4.3	Article "Projection of irrigation water demand based on the simulation of synthetic crop coefficients and climate change"	111
4.4	Synthèse et Conclusion	127

Références

- Le Page, Michel**, Younes Fakir, Lionel Jarlan, Aaron Boone, Brahim Berjamy, Saïd Khabba, et Mehrez Zribi. 2021. « Projection of Irrigation Water Demand Based on the Simulation of Synthetic Crop Coefficients and Climate Change ». *Hydrology and Earth System Sciences* 25(2):637-51. doi: [10.5194/hess-25-637-2021](https://doi.org/10.5194/hess-25-637-2021).
- Le Page, Michel**, Younes Fakir, et Jalel Aouissi. « Modeling for Integrated Water Resources Management in the Mediterranean Region ». In *Water Resources in the Mediterranean Region*, 157-90. Elsevier, 2020. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818086-0.00007-8>.

Lors d'un travail précédent réalisé au sein du LMI TREMA, nous avons démontré que la télédétection spatiale pouvait être un bon outil pour alimenter un modèle représentant le fonctionnement hydrologique intégré d'un bassin versant pour la gestion des ressources en eau. **(Le Page et al., 2012)**. Dans le bassin du Tensift au Maroc, nous avons en particulier utilisé une série temporelle d'indice de végétation pour déterminer les surfaces irriguées et estimer l'évapotranspiration des cultures. Cette donnée avait été confrontée aux données connues d'utilisation des ressources en eau de surface (eau de barrage, eau prélevée sur les rivières de l'Atlas) pour estimer par soustraction les prélèvements d'eau souterraine. Un modèle spatialisé simulant l'offre et la demande en eau pour la période 2000-2008 a ainsi pu être mis en place. L'un des défauts de ce modèle était précisément que la demande en eau agricole était forcée dans le modèle grâce aux estimations dérivées des observations spatiales au lieu d'être prédite par le modèle.. C'est un facteur bloquant pour la génération de scénarios à long terme.

Le travail suivant vise à fournir une base méthodologique pour générer des scénarios futurs à partir de données de télédétection spatiale. Il a germé durant les projets ANR Amethyst (2013-2018) et ERANET CHAAMS (2018-2022) et aboutit durant cette thèse.

4.1 INTRODUCTION

4.1.1 LA QUESTION DES SCÉNARIOS

Après les premiers modèles mettant en garde contre les effets du changement climatique (**Manabe and Wetherald, 1967**), les premières tentatives de modélisation mondiale, telles que le rapport Limites de la croissance (**Meadows, 1972**), ont suscité une grande controverse en raison de diverses limites dans leur approche. Ces limites ont conduit **Swart et al., (2004)** à avancer que la légitimité des scénarios quantitatifs est liée à la bonne compréhension du système, à la connaissance de son état initial, à la dynamique persistante régissant les changements et à des algorithmes de simulation suffisamment précis. Ces conditions ne sont généralement pas remplies lorsque l'on travaille sur des scénarios à long terme d'un système socio-écologique. Pour Swart et al., les scénarios narratifs présentent quant à eux une grande texture, richesse et perspicacité (**Swart et al., 2004**), mais ils sont également vagues en ce qui concerne l'explicitation spatiale et médiocres en ce qui concerne le calendrier et la quantification des processus (**Reinhardt et al., 2018**).

Les scénarios servent d'outil de gestion pour la planification stratégique et pour aider les gestionnaires à prendre de meilleures décisions. Dans leur étude, **March et al. (2012)** ont défini les scénarios comme des histoires cohérentes sur la manière dont un système spécifique pourrait évoluer. Pour **Gallopín et al. (1997)**, les scénarios narratifs sont surtout une trame logique sur la façon dont les événements se dérouleront dans le futur. Ils aident à identifier les moteurs du changement et les implications des trajectoires actuelles ainsi que les options d'action (**Raskin et al., 1998**). Ainsi, les scénarios se situent à mi-chemin entre les faits et les spéculations en matière de complexité et d'incertitude (**van Dijk, 2012**). **Alcamo (2008)** a identifié deux fils conducteurs de l'analyse des scénarios environnementaux, l'un est l'analyse des scénarios qui est utilisée par la communauté scientifique comme un outil de recherche en faisant varier les entrées des modèles pour imiter les changements futurs des forces motrices du système. L'autre fil est celui utilisé dans un but de planification où les parties prenantes et/ou les conseillers politiques travaillent ensemble pour construire un scénario qualitatif. **Mahmoud et al. (2009)** différencient deux types de scénarios. Les scénarios exploratoires décrivent l'avenir selon des processus connus de changement et

d'extrapolation du passé. Les scénarios anticipatoires sont basés sur différentes visions de l'avenir souhaitées ou craintes.

Alcamo (**Alcamo, 2001, 2008; Alcamo et al., 2000**) souligne que l'approche par scénario devrait combiner des informations qualitatives et quantitatives de sorte que les calculs du modèle complètent le scénario en présentant des estimations quantitatives des indicateurs environnementaux des futurs possibles. En fait, les scénarios quantitatifs devraient aider à définir quand, où et comment une situation pourrait se produire, et à évaluer l'impact des actions anthropiques. Récemment, il est devenu plus clair que les changements climatiques ne dépendront pas seulement de la réponse de la planète aux forçages radiatifs (Representative Concentration Pathway, RCP) mais aussi des changements anthropiques (**Moss et al., 2010**). La communauté des chercheurs s'est concentrée sur l'élaboration de récits de voies socio-économiques partagées (SSP) qui peuvent être traduits en scénarios de référence et scénarios d'atténuation (**Riahi et al., 2017**).

Des méthodes de traduction d'un récit en un scénario quantitatif sont nécessaires, et l'incertitude de ces traductions doit être évaluée. Plusieurs études ont omis une phase de traduction et réduit les scénarios à des coefficients incrémentiels (**Alameddine et al., 2018; Milano et al., 2013**). Dans les études écologiques, l'analyse des scénarios au cours des 25 dernières années s'est concentrée sur les projections de changement climatique. **March et al. (2012)** constatent l'hégémonie du climat en tant que moteur du changement dans les scénarios de pénurie d'eau. L'impact de l'occupation du sol a été négligé, de sorte que seulement 11 % environ des 2313 études analysées ont pris en compte à la fois occupation du sol et changements climatiques (**Titeux et al., 2016**). **Booth et al. (2016)** ont remarqué que la combinaison de scénarios narratifs et quantitatifs a surtout été appliquée aux échelles mondiales à nationales et qu'il existe un besoin croissant de méthodologies pour traduire les scénarios qualitatifs en facteurs quantitatifs. **Mallampalli et al. (2016)** ont identifié diverses méthodes pour traduire des scénarios narratifs en scénarios quantitatifs, notamment en ce qui concerne les changements d'occupation du sol. Il s'agit notamment de méthodes telles que la modélisation multi-agents, les réseaux bayésiens et la modélisation par ensembles flous (fuzzy set modelling). Ces méthodes peuvent éventuellement être reliées à un automate cellulaire pour tenir compte des relations spatiales (**Houet et al., 2016**). **Alcamo et al. (2000)** ont opté pour des modèles tendanciels plus simples qui peuvent être "infléchis" en fonction de scénarios politiques. Une méthode aussi simple a l'avantage d'être

parcimonieuse en ce qui concerne la préparation des données et les calculs, de sorte qu'elle peut être facilement comprise et utilisée par les gestionnaires de l'eau.

4.1.2 DEMANDE EN EAU AGRICOLE DANS LA RÉGION SUD-MÉDITERRANÉENNE

La région méditerranéenne est une zone de transition entre le climat aride de l'Afrique du Nord et les climats tempérés de l'Europe. Le climat du sud de la Méditerranée est caractérisé par des étés secs souvent associés à de longues périodes de sécheresse, suivis de pluies d'automne et d'hiver, qui peuvent être très intenses. La nature montagneuse de la région fragmente les structures hydrographiques. Les interactions et les rétroactions entre les processus océan-atmosphère-terre jouent un rôle-clé dans le cycle climatique et hydrologique, en particulier dans les événements météorologiques extrêmes qui se produisent fréquemment.

En conséquence, les précipitations annuelles présentent une forte variabilité spatiale et temporelle allant de presque rien en Libye à plus de 1000 mm/an dans certaines zones montagneuses. Une tendance à des conditions plus chaudes et plus sèches a déjà été observée (**Mariotti et al., 2015**) : environ +0,25°C par décennie et environ -0,98 10⁻² mm/jour/décennie pour la température et les précipitations, respectivement au cours du siècle dernier.

Les modèles de changement global (**Giorgi and Lionello, 2008**) ou les scénarios régionaux de changement climatique (**Planton et al., 2012**) montrent que le climat futur du bassin méditerranéen est conforme aux tendances déjà observées. Dans le scénario RCP8.5 (le scénario le plus pessimiste où le forçage radiatif augmente de +8.5 W/m² en 2100), par exemple, le réchauffement des régions intérieures sur un siècle serait de l'ordre de 3°C à 5°C en hiver et de 5°C à 7°C en été. Dans le même scénario, la diminution des précipitations pendant la période d'octobre à mars serait comprise entre zéro au nord et 40 % au sud. Les débits des rivières méditerranéennes ont diminué d'au moins 20 % entre 1960 et 2000 (**Ludwig et al., 2009**). Les changements climatiques combinés à l'érosion des sols remplissant le réservoir (**García-Ruiz et al., 2013**) pourraient réduire considérablement la quantité d'eau disponible dans les barrages, en particulier dans les zones plus arides alors que tous les pays du sud de la Méditerranée sont déjà en situation de stress hydrique (**Rijsberman, 2006**).

La demande en eau est dominée par l'agriculture : l'irrigation dépasse parfois 80 % de la demande en eau dans le sud de la Méditerranée. Afin de répondre à l'augmentation continue de la demande alimentaire liée à la croissance démographique, le secteur agricole devra poursuivre son processus de changement déjà entamé vers l'intensification agricole et surtout vers une forte augmentation des rendements. Ce contexte s'articule avec l'augmentation des échanges de denrées alimentaires. Le remplacement des cultures traditionnelles par des cultures plus attrayantes financièrement est déjà en cours (**Jarlan et al., 2016**). Dans (**Malek et al., 2018**), deux scénarios sont dérivés du SSP2 en 2050. Dans leur scénario de "croissance" (qui est plus ou moins la tendance actuelle), la production annuelle de terres cultivées augmente de 40 % et la production de cultures permanentes de 260 %. Dans le scénario "durable", la production annuelle de cultures et la production d'arbres augmentent respectivement de 30 % et 38 %. En conséquence, les besoins en eau d'irrigation devraient augmenter (**Fader et al., 2016**). L'expansion et l'intensification des cultures arboricoles (**Figure 4-1**) vont également rigidifier (dans le sens où l'eau agricole devra satisfaire ces besoins au risque de perdre les cultures arborées) davantage la demande en eau agricole et augmenter la pression sur les réservoirs d'eau souterraine (**Jarlan et al., 2016**).



Figure 4-1 Cultures d'oliviers traditionnels (à gauche) et modernes (à droite) dans les environs de Marrakech

Selon Aquastat (**FAO, 2016**), plusieurs pays du sud de la Méditerranée prélevaient déjà plus de 100 % de leurs ressources en eau renouvelables en 2000 (Égypte, Syrie, Jordanie et Israël). Les pays du sud-ouest semblent bénéficier d'une situation plus confortable (Maroc 36%, Algérie, 67%, Tunisie, 70%) mais il existe un gradient climatique important entre la côte et l'arrière-pays, de sorte que des régions comme Tensift au Maroc ou Kairouan en Tunisie sont déficitaires. L'exploitation largement incontrôlée des eaux souterraines se développe rapidement depuis les années 1990 pour répondre à la

demande d'irrigation (**MED-EUWI working group on groundwater, 2007**). Dans certaines régions, la nappe phréatique a même baissé de plusieurs centaines de mètres en quelques décennies (**Custodio et al., 2016**). Dans ces conditions, la dynamique de la demande en eau agricole est potentiellement largement plus influencée par les changements anthropiques que les changements climatiques (**Figure 4-2**).

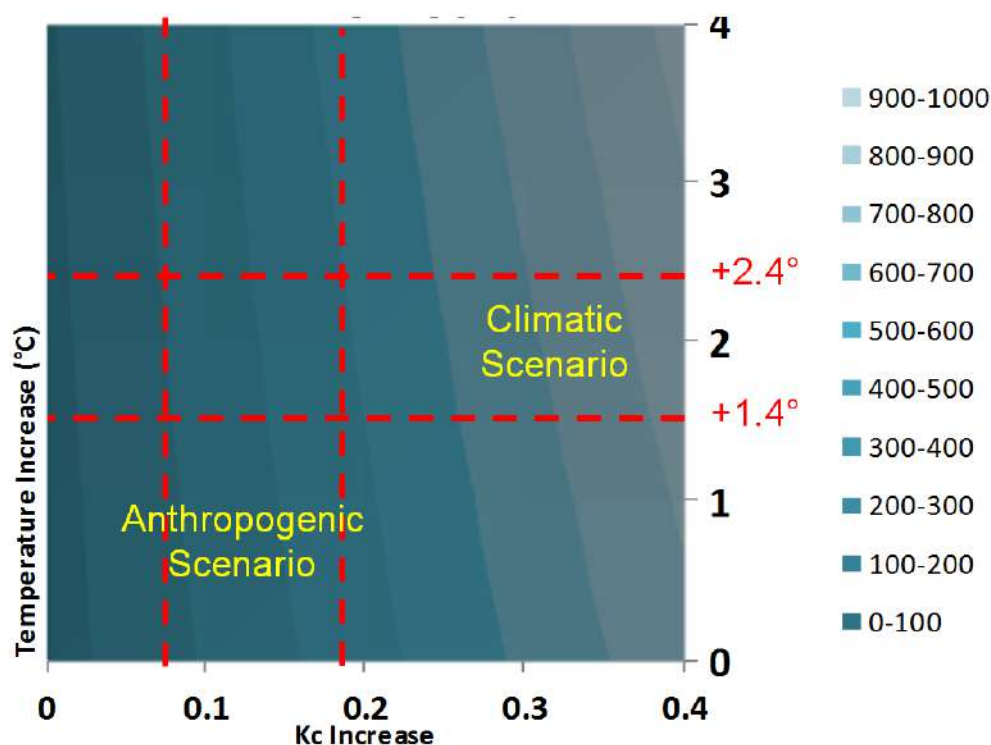


Figure 4-2 Approximation de l'augmentation de la demande en eau (mm/an) en fonction de l'augmentation de la température et du coefficient cultural (estimation personnelle en appliquant la méthode FAO56 pour Marrakech)

Blinda (2012) et la **FAO (2012)** énumèrent un certain nombre d'options possibles pour remédier à la pénurie d'eau. Du côté de l'offre, les principales options sont l'augmentation du stockage, la mise en valeur des eaux souterraines, le transfert entre bassins, le dessalement, la réutilisation des eaux usées et la conservation de l'eau à la ferme. Chacune de ces pistes est déjà en cours à différents niveaux de progrès dans le sud de la Méditerranée, et il est très probable que la mobilisation de l'eau par tous les moyens possibles se poursuivra. En particulier, la production d'eau douce à l'aide de l'énergie solaire (par exemple le complexe Noor 1/Agadir au Maroc) semble être une solution très intéressante. Du côté de la demande, une longue liste de solutions existe également. Il est possible de réduire les pertes d'eau (acheminement des pressions, meilleure planification de l'irrigation et contrôle de l'humidité), d'augmenter la

productivité de l'eau (approvisionnement en eau, irrigation de précision, irrigation déficitaire) et de redistribuer l'eau entre les secteurs, par exemple en passant à des cultures de plus grandes valeurs commerciales. **Malek et al. (2018)** ont estimé que le secteur agricole doit améliorer son efficacité de 35 % pour faire face au changement climatique et aux changements anthropiques.

4.1.3 SCÉNARIOS DANS LA PLAINE AGRICOLE DU HAOUZ-MEJJAT AU MAROC

La problématique de la plaine du Haouz-Mejjat est décrite dans (**Abourida et al., 2009; Le Page et al., 2012**) et brièvement dans l'article ci-dessous. **Fakir et al., (2015)** ont montré que la nappe phréatique baisse de 1 à 3 m/an et que le déficit annuel moyen des eaux souterraines (environ 100 hm³ depuis 2000) équivaut à 50% des réserves perdues au cours des 40 dernières années. Étant donné que l'irrigation repose de plus en plus sur le captage des eaux souterraines (**Figure 4-3**), des questions se posent inévitablement concernant l'avenir de l'agriculture locale et de la ressource en eaux souterraines.

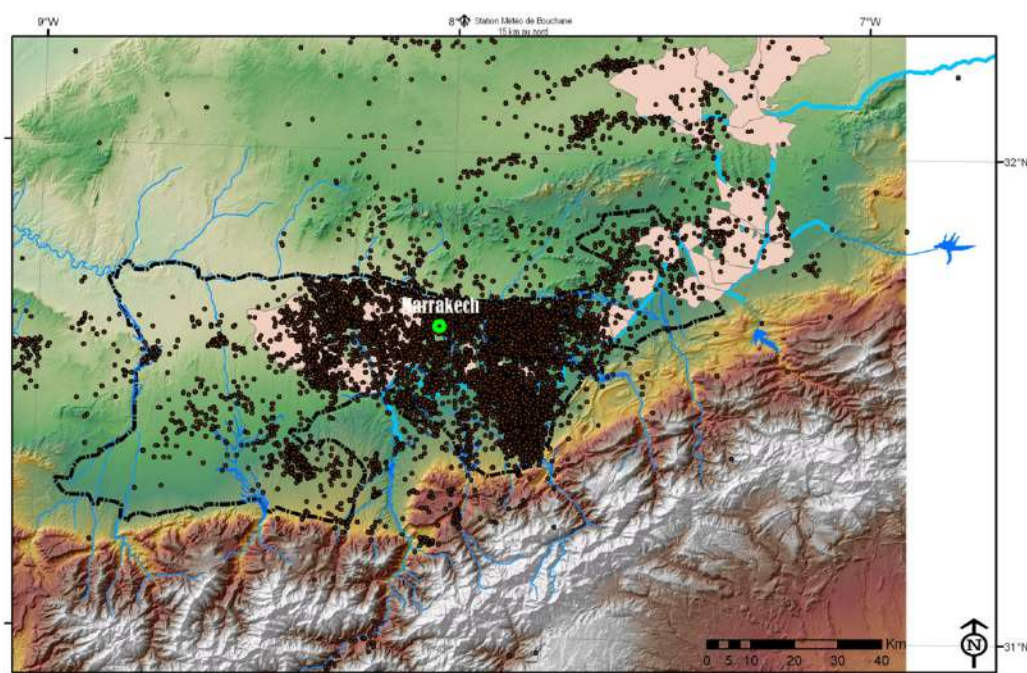


Figure 4-3 Plaine du Haouz-Mejjat et points de prélèvement souterrains recensés en 2006

La situation de l'aquifère du Haouz devenant critique, un scénario d'atténuation a été proposé par l'Agence du bassin du Tensift dans le cadre de la convention AGIRE, élaboré avec le soutien de la GIZ (Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit). Nous

l'appellerons plus loin GIRE (**ABHT GROUP AG - RESING, 2017**). Ce scénario est basé sur le plan agricole régional (PAR), une implémentation locale du Plan Maroc Vert (Ministère de l'agriculture et de la pêche, Maroc). Il énumère un certain nombre de mesures destinées à freiner la tendance à l'augmentation des prélèvements d'eau souterraine.

L'étude de ces plans a été complétée par des ateliers de prospective réalisés en 2017 dans le cadre de l'ANR Amethyst (<http://osr-cesbio.ups-tlse.fr/Amethyst/>). Afin de faciliter le retour d'information et l'expression des opinions des acteurs institutionnels et des agriculteurs, des ateliers distincts ont été effectués avec ces deux groupes. L'horizon temporel envisagé était de 20 ans, afin de permettre aux participants de se projeter dans l'avenir. Ces éléments ont permis d'estimer les conséquences attendues en matière de consommation d'eau, compte tenu des projections démographiques, économiques et climatiques à cet horizon. Les ateliers ont montré que l'un des défis majeurs dans la définition des scénarios pour le bassin versant du Tensift est l'hétérogénéité spatiale de l'accès à la ressource en eau. Les participants ont donc proposé de considérer quatre sous-zones importantes au sein de la plaine : Mejjat, N'Fis, Haouz et Tessaout (voir article ci-dessous).

Un grand nombre de mesures sont envisagées dans le GIRE mais nous n'abordons ici que celles qui concernent les changements d'occupation du sol. Les principaux facteurs définissant ces changements sont les suivants : 1) l'extension des zones irriguées par le pompage des eaux souterraines ; 2) la conversion de l'irrigation de surface en irrigation au goutte-à-goutte ; 3) l'intensification de l'arboriculture ; et 4) l'abandon des céréales irriguées pour les cultures maraîchères. Toutefois, ni les plans ni les entretiens ne précisent l'intensité ou les lieux de ces changements.

Le PAR prévoit une augmentation de 27% de la superficie oléicole entre 2010 et 2020 (+33 000 ha) avec une amélioration du rendement de 1,7 à 5 T/ha, une augmentation de 70% de la superficie des agrumes, un doublement des ressources en abricotiers sans modification de leur superficie totale, et enfin un doublement du rendement en céréales. Le document GIRE résume les projections de PAR à court terme et les extrapole jusqu'en 2030 dans trois scénarios impliquant des changements de couverture des terres, appelés "faible", "médiane" et "forte" :

- Oliviers : la tendance à l'expansion de la superficie des oliviers restera stable dans le scénario "haut". Néanmoins, en raison du plafonnement de la superficie irriguée, on

observe une réduction du taux d'accroissement de 25 % de 2021 à 2022 pour le scénario médian, et une réduction de 50 % pour le scénario bas.

- Agrumes : ces cultures ont connu une forte expansion entre 2008 et 2015, notamment dans la province de Chichaoua, à l'ouest de Marrakech. Cette augmentation est maintenue pour le scénario haut. Toutefois, en raison du manque d'eau et des difficultés d'exportation, la tendance des agrumes diminuera en intensité. Une réduction de 50 % du taux de croissance à partir de 2017-18 est observée pour le scénario Médian, et une expansion d'environ 100 hectares jusqu'en 2021/22 avec stabilisation au-delà de cette date est constatée pour le scénario Bas.

- Céréales : en raison de leur faible rentabilité, elles sont remplacées par des plantations, notamment d'oliviers. Le PAR propose une réduction annuelle de 722 hectares, qui est appliquée dans les trois scénarios.

- Intensification : l'examen de 500 demandes de subvention pour la conversion de l'irrigation a montré que 34 % des agriculteurs pratiquent la culture intercalaire, généralement avec des oliviers. La subvention pour les lignes d'irrigation secondaires consacrées à la culture intercalaire a été supprimée dans les nouveaux règlements sur les subventions. Toutefois, malgré cette restriction, il a été estimé que 15 % des reconversions individuelles continueraient à servir une deuxième culture. Deuxièmement, il a été observé que les plantations de nouvelles cultures sont très différentes des plantations traditionnelles : jusqu'aux années 1990, la plupart des oliveraies marocaines étaient constituées de la variété marocaine Picholine, avec une densité de 100-200 arbres par hectare (**Loussert, 1988**). La tendance est à l'introduction de variétés plus oléagineuses comme l'Arbequina espagnole à des densités très élevées, supérieures à 1000 arbres par hectare. Ces densités sont en corrélation avec le rendement escompté mentionné ci-dessus.

4.2 MÉTHODE

La méthode que nous avons proposée consiste à projeter dans le futur le coefficient cultural moyen (synthétique) d'une région, idéalement un secteur agricole concerné par l'irrigation. Une trentaine de zones agricoles irriguées pour lesquelles on est capable d'identifier les ressources en eau de surface ont été retenues dans la région Haouz-Mejatte. Pour chacune de ces zones une classification automatique basée sur (**Simonneaux et al., 2008**) est appliquée puis des relations empiriques entre le NDVI et

le K_c en fonction de chaque occupation du sol nous amène à obtenir des séries temporelles d'images des coefficients culturaux. Les images MODIS MOD13Q1 2001-2016 ont été traitées. Un algorithme créé ad hoc permet de calculer une moyenne pondérée pour chaque secteur irrigué en fonction du prorata de sa surface couvert par les pixels. Cette série temporelle va servir de base pour la projection des K_c en prenant en compte les changements de pluviométrie. Le calcul d'ETO selon Penman-Monteith, prendra pour sa part en compte les variations de température fournies par les modèles de changement climatique.

La méthode (**Figure 4-4**) que nous avons proposé consiste à calculer pour chaque zone irriguée:

- un tendanciel linéaire pour chaque mois de l'année (janvier, février...)
- une correction de l'amplitude de ce signal en fonction du cumul de pluie annuel.
- une correction de ce signal en fonction de la proportion d'arbre dans la zone.

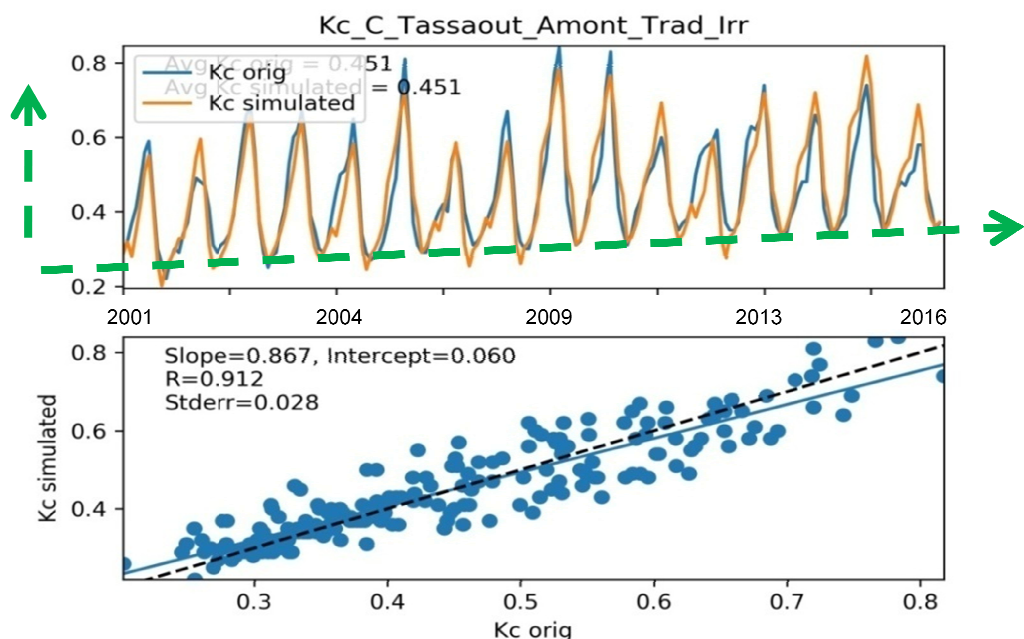


Figure 4-4 La tendance multiannuelle est estimée par une régression linéaire de chaque mois. L'amplitude saisonnière dépend du cumul de pluie en début de saison (ligne verte verticale). La ligne de base (ligne verte horizontale) repose essentiellement sur les cultures arborées

4.3 Article "Projection of irrigation water demand based on the simulation of synthetic crop coefficients and climate change"

Les précipitations sont obtenues des séries temporelles griddées et désagrégées en fonction des données de référence de la ré-analyse GSWP3 de trois modèles de changements climatiques (CMCC, CNRM, LMD) pour deux scénarios climatiques contrastés (RCP 4.5 et RCP 8.5). Ces données ont été désagrégées dans le cadre de l'ANR Amethyst. La proportion d'arbre est estimée à partir de la courbe de NDVI en estimant que le minima annuel est dû aux plantations arborées sempervirentes qui dominent la zone d'étude (olivier, oranger). Cette approche simplifiée prendra cependant mal en compte les potentielles cultures maraichères d'été.

La simulation est testée en supprimant jusqu'à deux-tiers des années d'entrée et validée par des indicateurs classiques (R^2 , RMSE). La simulation est ensuite projetée dans le futur en utilisant les données de température et précipitation des désagréations des scénarios climatiques susmentionnés.

Les systèmes d'équations pour chaque secteur irrigué peuvent être modifiés au gré des scénarios envisagés. Un test est effectué en transcrivant librement les scénarios narratifs envisagés plus haut.

4.3 ARTICLE "PROJECTION OF IRRIGATION WATER DEMAND BASED ON THE SIMULATION OF SYNTHETIC CROP COEFFICIENTS AND CLIMATE CHANGE"

Hydrol. Earth Syst. Sci., 25, 637–651, 2021
https://doi.org/10.5194/hess-25-637-2021
© Author(s) 2021. This work is distributed under
the Creative Commons Attribution 4.0 License.



Hydrology and
Earth System
Sciences
Open Access
EGU

Projection of irrigation water demand based on the simulation of synthetic crop coefficients and climate change

Michel Le Page¹, Younes Fakir^{2,3}, Lionel Jarlan¹, Aaron Boone⁴, Brahim Berjamy⁵, Saïd Khabba^{2,3}, and Mehrez Zribi¹

¹CESBIO, Université de Toulouse, CNRS/UPS/IRD/CNES/INRAE, 18 Avenue Edouard Belin, bpi 2801, 31401 Toulouse, CEDEX 9, France

²Faculty of Sciences Semlalia, Cadi Ayyad University, Marrakech, Morocco

³CRSA (Center for Remote Sensing Application), Mohammed VI Polytechnic University, Ben Guerir, Morocco

⁴CNRM, Université de Toulouse, Météo-France, CNRS, Toulouse, France

⁵ABHT, Agence du Bassin Hydraulique du Tensift, Marrakech, Morocco

Correspondence: Michel Le Page (michel.le_page@ird.fr)

Received: 17 June 2020 – Discussion started: 2 July 2020

Revised: 18 November 2020 – Accepted: 20 November 2020 – Published: 11 February 2021

Abstract. In the context of major changes (climate, demography, economy, etc.), the southern Mediterranean area faces serious challenges with intrinsically low, irregular, and continuously decreasing water resources. In some regions, the proper growth both in terms of cropping density and surface area of irrigated areas is so significant that it needs to be included in future scenarios. A method for estimating the future evolution of irrigation water requirements is proposed and tested in the Tensift watershed, Morocco. Monthly synthetic crop coefficients (K_c) of the different irrigated areas were obtained from a time series of remote sensing observations. An empirical model using the synthetic K_c and rainfall was developed and fitted to the actual data for each of the different irrigated areas within the study area. The model consists of a system of equations that takes into account the monthly trend of K_c , the impact of yearly rainfall, and the saturation of K_c due to the presence of tree crops. The impact of precipitation change is included in the K_c estimate and the water budget. The anthropogenic impact is included in the equations for K_c . The impact of temperature change is only included in the reference evapotranspiration, with no impact on the K_c cycle. The model appears to be reliable with an average r^2 of 0.69 for the observation period (2000–2016). However, different subsampling tests of the number of calibration years showed that the performance is degraded when the size of the training dataset is reduced. When subsampling the training dataset to one-third of the 16 available

years, r^2 was reduced to 0.45. This score has been interpreted as the level of reliability that could be expected for two time periods after the full training years (thus near to 2050).

The model has been used to reinterpret a local water management plan and to incorporate two downscaled climate change scenarios (RCP4.5 and RCP8.5). The examination of irrigation water requirements until 2050 revealed that the difference between the two climate scenarios was very small (< 2 %), while the two agricultural scenarios were strongly contrasted both spatially and in terms of their impact on water resources. The approach is generic and can be refined by incorporating irrigation efficiencies.

1 Introduction

Water resources are scarce in semiarid areas and a major part is allocated to agriculture. In the southern Mediterranean region, irrigation allocation to agriculture represents 80 % of total water abstraction. It varies from 46 % in eastern countries up to 88 % in Morocco in 2010 (FAO, 2016). This percentage has been decreasing in most southern Mediterranean countries during the last decades in particular due to the limitation of available resources and the increase of the urban water demand. In parallel, the pressure on water resources led to what Margat and Vallée (2000) called a “post-dam era” or what Molle et al. (2019) called a “groundwater rush” where

Published by Copernicus Publications on behalf of the European Geosciences Union.

subterranean water is overused to satisfy the growing water demand. In recent years, overexploitation of groundwater has been facilitated by technological inventions, affordable cost of exploitation, and weak monitoring by authorities (MED-EUWI working group on groundwater, 2007). The overexploitation of aquifers can be observed in different countries over the Mediterranean watershed (Custodio et al., 2016; Le Goulven et al., 2009).

To satisfy the continuous increase in food demand associated with population growth, the agricultural sector has been asked to pursue its already initiated process of conversion toward agricultural intensification and above all towards a sharp increase in yields. This context goes hand in hand with the increase in food trade. The replacement of traditional crops by more financially attractive crops is already underway (Jarlan et al., 2016). In the “growth” scenario (which is more or less the actual trend), presented by Malek et al. (2018), the annual production of cultivated land increases by 40 % and the production of permanent crops increases by 260 %. In the “sustainable” scenario, annual crop production and tree production increase by 30 % and 38 %, respectively. As a consequence, irrigation water needs are expected to increase (Fader et al., 2016). The expansion and intensification of tree crops will also further rigidify the demand for agricultural water and increase the pressure on groundwater reservoirs (Jarlan et al., 2016) in order to keep tree crops alive during drought events (Le Page and Zribi, 2019; Trambly et al., 2020). This study is carried on in the Tensift basin in Morocco, where the increase in the irrigated area and the intensification of irrigation during recent decades have caused a long-lasting drop in the groundwater table (Boukhari et al., 2015). A multimodel analysis of the area over the period 2001–2011 (Fakir et al., 2015) has shown that the groundwater falls from 1 to 3 m/year and that the cumulated groundwater deficit in 10 years (about 100 hm³/year since 2001) is equivalent to 50 % of the reserves lost during the previous 40 years. Among the main causes of this depletion is a reduction and higher irregularity of precipitation (Marchane et al., 2017) for crop growth and groundwater recharge, a reduction of snow water storage (Marchane et al., 2015), an increase and intensification of irrigated areas, and a progressive conversion to arboriculture due to national strategy. Since irrigation relies increasingly upon groundwater abstraction, questions are inevitably raised concerning the future of local agriculture and groundwater.

Therefore, in regions where the cropping density and surface area of irrigated areas are growing strongly (see, for example, the cases of China and India; Chen et al., 2019), it is necessary to make projections of the irrigation water demand with the actual trend in order to build alternative scenarios. In their review, March et al. (2012) defined scenario analysis as “internally consistent stories about ways that a specific system might evolve in the future. Narrative scenarios are plausible accounts of the future rather than forecasts”. Narrative scenarios also help identify the drivers of change and the

implications of current trajectories as well as the options for action (Raskin et al., 1998). Scenarios are therefore halfway between facts and speculations in terms of complexity and uncertainty (van Dijk, 2012). They are commonly used as a management tool for strategic planning and for helping managers strengthen decision-making.

Various studies (Arshad et al., 2019; Lee and Huang, 2014; Maeda et al., 2011; Schmidt and Zinkernagel, 2017; Tanasijevic et al., 2014; Wang et al., 2016) have addressed the estimation of irrigation water requirement (IWR) of a region with an approach close to Eq. (1). A simplified balance between crop evapotranspiration (ET_c) and effective precipitation (P_e) is computed for each crop *i* and multiplied by the corresponding irrigated area. ET_c can be inferred from the crop coefficient method (K_c; Allen et al., 1998). Most of the effects of the various weather conditions are incorporated into ET₀, which accounts for the water demand of a reference crop, while K_c mainly accounts for crop characteristics. K_c varies according to four main characteristics: the crop height, the albedo of the crop and soil, the canopy resistance of the crop to vapor transfer (leaf area, leaf age and condition, and the degree of stomatal control), and the evaporation from soil, especially the soil exposed to solar radiation. Furthermore, as the crop develops, those different characteristics change during the various crop phenological stages. K_c values and stage lengths, for typical climate conditions, are considered to be well known for many crops and have been compiled in the FAO (Food and Agriculture Organization) look-up tables.

$$\begin{aligned} \text{IWR} &= \sum_{i=1}^n (\text{ET}_{c_i} - P_e) \cdot \text{Area}_i \\ &= \sum_{i=1}^n [(K_{c_i} \cdot \text{ET}_0) - P_e] \cdot \text{Area}_i \end{aligned} \quad (1)$$

This approach is also a very convenient way to account for both climate and crop changes. On the one hand, P_e and ET₀ are obtained from meteorology or climatology. On the other hand, K_c values and stage lengths are taken from the tables. Most of the work consists of evaluating the future irrigated area of each crop and assessing the impact of more efficient irrigation techniques.

There is a significant amount of literature about the estimation of land use and land cover changes (Mallampalli et al., 2016; Noszczyk, 2018), with various techniques to estimate or predict them. Many land cover change approaches are based on the transition probability that was introduced by Bell (1974) and have been eventually connected to cellular automata to account for geographical interrelationships (Houet et al., 2016; Marshall and Randhir, 2008). A very interesting technique has been to combine the top-down (demand-driven) and bottom-up (local conversion) processes of land cover change by proceeding to a simplification of local processes (van Asselen and Verburg, 2013; Verburg and

Overmars, 2009). Despite a huge bibliography both in climate change and land cover change, scenario analysis over the past 25 years has mostly focused on climate change projections, while the impact on land use and land cover has been neglected. Titeux et al. (2016) found that only 11 % of the 2313 studies analyzed have included both land cover and climate changes. Also based on a large review, March et al. (2012) have called this a “hegemony” of climate as a driver of change. Furthermore, the implementation of land cover change techniques appears to be tedious and does not account for the intensification of cropping patterns. The motivation of the present work is to take into account both land cover change and crop intensification in future scenarios of irrigation water demand, taking into account the impact of climate change.

The hypothesis is that the dynamics of land use change and intensity of the cropping patterns (hence irrigation water demand) can be reduced to a synthetic monthly K_c time series for every irrigated area of the studied region. Each synthetic time series would then account for the spatial variability of cropping patterns inside each irrigated area. Unless no sudden change occurs, a statistical model accounting for the monthly trend of K_c , the impact of rainfall, and the effect of saturating the land cover with tree crops should give an accurate fit that would allow for extrapolating into the next few decades. As the synthesis of K_c for separated irrigated areas would also decrease substantially the amount of information compared to a land cover approach, some information, like the amount of tree crops, should be retrieved back from the time series. This approach would prevent the need for tedious land cover classifications and reduce the difficulty of working with discrete values for developing future scenarios.

The objective of this study is to produce two scenarios of irrigation water demand for the different irrigated areas of the Tensift watershed in Morocco. One is the trend and the other one is an alternative scenario derived from a narrative scenario. To do so, a method for simulating and extrapolating K_c is proposed and is tested for the 2000–2016 period. The future time series of K_c is used with climate change scenarios to obtain an estimate of future irrigation demands. As the strategy of irrigation for tree crops is treated very differently from annual crops in the Tensift watershed, the yearly percentage of tree crops is also retrieved from the K_c time series.

The content of the article is separated into four parts and a conclusion. The first part describes the study area and the dataset. The methodology is then detailed in three parts: (1) K_c time series are obtained from remote sensing observations for the observation period, (2) a model is constructed to project the IWR based on simulating the evolution of K_c and integrating climate change, and (3) an alternative scenario is built from the trend to reflect a narrative scenario built by local water managers. In the Results section, the performance of the model and its ability to make projections are analyzed. The alternative scenario is compared to the simulated trend.

In the Discussion section, other paths are discussed, in particular those which are related to irrigation management.

2 Study site and data

2.1 Study area: the Haouz Plain in Morocco

The study area includes the Haouz Plain, underlain by a large Plio-Quaternary alluvial aquifer. It is located within the Tensift watershed in southern Morocco around the city of Marrakech (Fig. 1). The plain is bordered to the south by the High Atlas range. The High Atlasian watersheds that peak at 4167 m a.s.l. receive about 600 mm/yr of precipitation of which a major portion falls as snow; 25 % of the streamflow is generated by snowmelt (Boudhar et al., 2009). The plain, which is located at altitudes ranging between 480 and 600 m a.s.l., has a semiarid climate (rainfall of 250 mm/yr and potential evapotranspiration of 1600 mm/yr) with mild, wet winters and very hot and dry summers. Irrigation is essential for good crop development and yield. The so-called “traditional” areas (purple), which originally received water from the Atlasian wadis, are more and more dependent on groundwater. The areas irrigated from lake reservoirs (green) receive water from the Lalla Takerkoust reservoir, the Moulay Youssef reservoir, and also from the Hassan I reservoirs through a 140 km canal called the Rocade Canal. The rest of the irrigation water comes from the groundwater.

2.2 Data

In order to compute the crop water demand, regional climate model (RCM) simulations over the Mediterranean region from the Med-CORDEX initiative (<https://www.medcordex.eu> (last access: 1 January 2017); Ruti et al., 2016) were utilized to provide future values of near-surface atmospheric variables, namely the 2 m air temperature and total precipitation. RCM results that are from two contrasting greenhouse-gas concentration RCP (Representative Concentration Pathway) trajectory scenarios were selected: the RCP4.5 scenario, which represents the optimistic scenario for CO₂ emissions (a stabilization of emissions) and the RCP8.5 (increasing emissions). Simulations from Centro Euro-Mediterraneo sui Cambiamenti Climatici (CMCC), Météo-France (CNRM), and IPSL-Laboratoire de Météorologie Dynamique (LMD) were used in the current study. The three RCMs give a good representation of the spread typically found in such simulations. The so-called “delta-change” or perturbation method (Anandhi et al., 2011) was used to downscale the RCM data using the Global Soil Wetness Project Phase 3 forcings (GSWP3: <http://hydro.iis.u-tokyo.ac.jp/GSWP3>, last access: 1 January 2017) as the reference historical data. Statistical scores (bias and daily correlation coefficients) were computed between the GSWP3 product and 11 SYNOP (surface synoptic observations) stations over northwest Africa over the 1981–2010 period. GSWP3

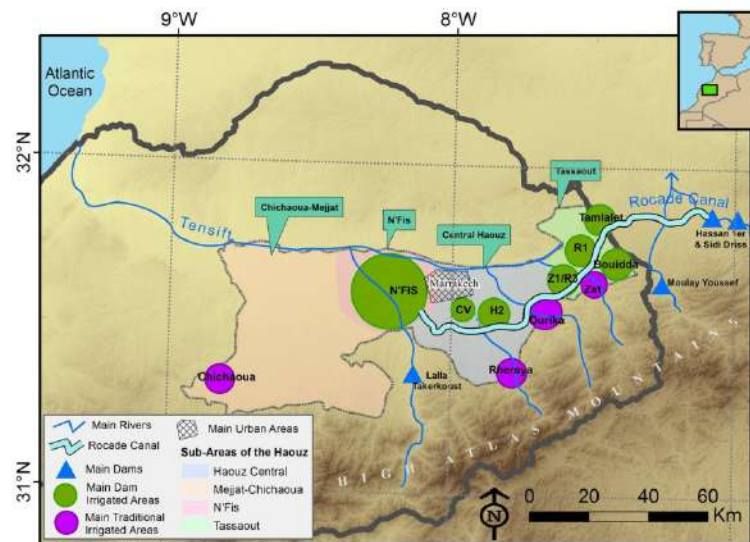


Figure 1. The Haouz-Mejjat aquifer is located within the Tensift watershed (gray) and separated into four subareas. The most important traditional and dam irrigated areas are shown on the map. The N'Fis area is a mix of traditional and modern irrigation. All of these areas also use groundwater, but outside them, the irrigated areas (private irrigation) rely exclusively on groundwater.

well represents the variability of temperature, relative humidity, and total precipitation. The correlation coefficients computed between both monthly time series are 0.99, 0.87, and 0.74 for temperature, relative humidity, and precipitation, respectively. Standard deviations are quite small for the three variables (0.01, 0.03, and 0.12, respectively). At the daily time step, GSWP3 well represents the day-to-day temperature variability and especially the relative humidity. However, GSWP3 has more errors in terms of the daily evolution of precipitation ($r = 0.08$, $SD = 14.6$). In semiarid regions, where precipitation is infrequent and often convective, it is difficult to reproduce the precipitation events at the actual time. In terms of bias, the absolute temperature and relative humidity values are close to that observed: 0.22 °C and 0.54 %, respectively; meanwhile, precipitation is underestimated by approximately 10 % on average, but this bias is not always consistent from one station to another. The 0.5° data were resampled to a resolution of 1 km, applying a correction of altitude between the GSWP3 geopotential and a digital elevation model (GTOPO30 available at <https://www.usgs.gov>, last access: 1 January 2017) for air and dew point temperatures.

The resulting downscaled and rescaled (to 1 km resolution) dataset of meteorological variables (rain, temperature, wind speed, relative humidity and global radiation) extends from 2000 to 2050.

For generating vegetation time series, we used the MOD13Q1 Collection 6 product (Didan, 2015), which provide 16 d composite series of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) from the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) at a spatial resolution of 250 m. This product is computed from atmosphere-corrected (Justice et al., 2002), daily bidirectional surface reflectance observations, using a compositing technique based on product quality (Wan et al., 2015). We used the 16 d composites to reduce cloud coverage. The data have been compiled for the period 2000–2016.

3 Methodology

3.1 K_c assessment from remote sensing time series

Neale et al. (1990) proposed to estimate the K_c coefficient from vegetation indices obtained from remote sensing imagery. In this work, we have been using empirical linear equations where the slope (a) and intercept (b) have been previously calibrated for common crop type in local field experiments (Duchemin et al., 2006; Er-Raki et al., 2007, 2008):

$$K_{c,sat} = a \cdot NDVI + b. \quad (2)$$

Equation (2) accounts for combined evaporation from the soil and transpiration from the crop in a very simple way, but as no water balance is performed, several assumptions must be kept in mind. (1) The extra evaporation due to wetting events (rainfall, irrigation) is not computed but is assumed to be represented in the calibrated NDVI / $K_{c,sat}$ relationship, which is related to the precipitation of the year used for calibration. The inability of this method to increase the evaporation part of evapotranspiration when frequent small rainfall events occur should be assessed and corrected for, either at the level of the ET_c computation or in the P_c computation. (2) The lower evaporation due to a reduction of the wetted fraction characteristic of micro-irrigation is not taken into account. (3) The crop water stress is not taken into account in this calculation, as the time step of 1 month causes this to be quite complex to represent. However, significant stress may impact the evolution of the NDVI signal. The approach of estimating $K_{c,sat}$ is displayed in the light gray area in Fig. 2.

3.2 Trend projection of K_c

The simulation of K_c was carried out as follows: a linear adjustment from the original $K_{c,sat}$ is obtained from remote sensing; secondly, this first guess is corrected according to the rainfall of the year; finally, a correction is made according to the percentage of tree crops. Figure 3 illustrates the quantities used to perform this calculation. The four steps detailed below were reproduced for each of the 29 irrigation areas of the study.

1. The first step was to perform a linear adjustment (Eq. 3). For each month M , of the year y , a linear least-squares fit was made to the $K_{c,sat}$ values for all years in the series; thus, we obtained a set of 12 monthly regression equations for $K_{c,sat}$ as a function of the year. These 12 linear regressions thus formed the time series $K_{c,lin}$. An example is plotted in blue in Fig. 3:

$$K_{c,linM}(y) = a1_M y + b1_M \quad (\text{where } a1 \text{ and } b1 \text{ are fitted to } K_{c,satM}(y) \text{ for } M \in [1, 12]). \quad (3)$$

2. The second step consisted of correcting the first approximation of $K_{c,lin}$ for the impact of rainfall. In this semi-arid region, sowing and the development of the vegetation depend very much on the time distribution and accumulation of rainfall during the agricultural season. We chose March as the month most representative of these interannual differences (Le Page and Zribi, 2019). On the one hand, we calculated the difference in K_c (ΔK_c) between the observation ($K_{c,sat}$) and the linear regression ($K_{c,lin}$) in the month of March as in Eq. (4). On the other hand, the rainfall accumulation P_y was summed between September and March according to Eq. (5). This has been done for each year from 2000 to 2016. We found that the relationship between ΔK_c and

P_y was best modeled using a second-degree polynomial according to Eq. (6). An example of this fit is given on the right side of Fig. 3.

$$\Delta K_c(y) = K_{c,lin}(y) - K_{c,sat}(y), \quad (4)$$

$$P_y = \sum_{m=sep}^{mar} P_m, \quad (5)$$

$$K_{c,cor}(P_y) = a2 \cdot P_y^2 + b2 \cdot P_y + c2 \quad (\text{where } a2, b2, \text{ and } c2 \text{ are fitted to } \Delta K_{cM} \text{ for } P_y). \quad (6)$$

3. In the third stage, the tree crops and their preservation were taken into account. In fact, in semiarid Mediterranean regions, evergreen tree orchards (olive, citrus) are the major crops responsible for green vegetation in the dry season of summer, although the cultivation of summer vegetables is also possible. In the Tensift region, orchards come first in order of preference for water allocation in agriculture, especially in dry years. The aim is to preserve the tree crops from drought. To ensure that the tree crop area would not be reduced from one year to the next, the minimum $K_{c,sim}$ was forced to not run in the opposite direction to the trend slope (it will not be reduced when the trend is growing and inversely). In other words, the yearly rate of minimum K_c is growing; a new value is ensured to be greater or equal to the minimum value of the previous year. Finally, to ensure that the resulting synthetic K_c would be in line with the proportion of trees in the irrigated area, the percentage of tree crop has been obtained during the dry season when it is assumed that there is no other crop than trees:

$$\% \text{ Trees}(y) = \min K_c(y) / K_{c,Trees}, \quad (7)$$

where $\min K_c$ is the minimum $K_{c,sim}$ for the hydrological season (see the blue line in Fig. 3), and $K_{c,Trees}$ is the maximum K_c for the tree crop considered (see the orange line in Fig. 3). For the study area, in which olive trees are the dominant tree crop, $K_{c,Trees}$ has been set to 0.55 (Allen et al., 1998). The potential maximum K_c of each year ($\max K_c$) was computed with the weighted sum as follows:

$$\max K_c(y) = K_{c,max} \cdot (1 - \% \text{ Trees}(y)) + K_{c,Trees} \cdot \% \text{ Trees}(y), \quad (8)$$

where the non-tree-crop area has a maximum K_c of $K_{c,max}$, which was set according to winter wheat as in Allen et al. (1998). Winter wheat is a dominant crop of the study area, and its maximum K_c (1.15) is among the highest known.

4. The final estimate of monthly K_c ($K_{c,sim}$) integrated the linear trend, the yearly variation due to rainfall, and the

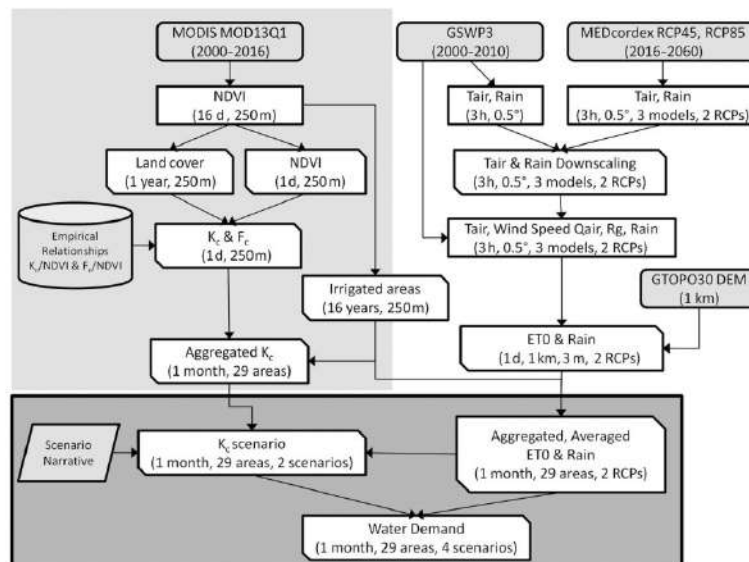


Figure 2. Processing steps flowchart. The light gray area of the flowchart was presented in Le Page et al. (2012). The calculations on K_c are performed on 29 irrigated areas. The input data are indicated in gray boxes. Variable extraction is indicated by a square box. Processing steps (and their results) are indicated by boxes with beveled corners. The indications between parentheses show the temporal, spatial, and scenario resolutions. The scenario generation described in this article is indicated in dark gray.

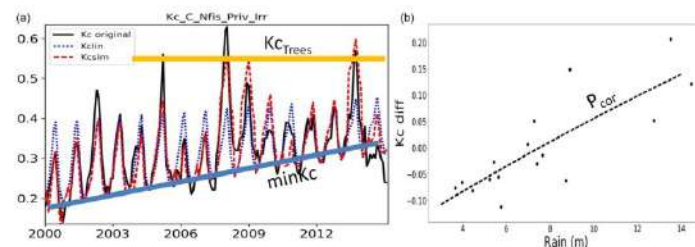


Figure 3. (a) Quantities used to perform the simulation. The example illustration on the left depicts the synthetic K_c of the N'Fis private area where a mix of tree crops (olive, orange, apricot) and cereal crops (mainly wheat) are cultivated. The peak occurs during March and April when cereal crops are at their maximum development; the valleys correspond to the summer months when there are no seasonal crops. The three curves are the K_c time series obtained from remote sensing processing (solid line), the linear estimation ($K_{c,lin}$, Eq. 3, dotted blue line), and the estimation corrected with rainfall ($K_{c,sim}$, Eq. 6, dashed red line). $K_{c,Trees}$ has been set to 0.55 in Eq. (8), and $minKc$ is the yearly minimum of K_c on $K_{c,sim}$. (b) The fitted correction curve of K_c according to the cumulated rainfalls (P_{cor}) is almost linear in this example.

limitation due to the coverage of tree crops (Eq. 9).

$$K_{c,sim}(yP) = \max[\min(K_{c,lin}(y) + K_{c,cor}(P), \max K_c(y)) K_{c,min}], \quad (9)$$

where the variability of K_c due to yearly rainfall ($K_{c,cor}$) was added to the first guess $K_{c,lin}$. It was ensured that

this sum did not exceed the potential maximum K_c ($\max K_c$, Eq. 8). It was also ensured that it did not go below the K_c of bare soil ($K_{c,min} = 0$).

The set of Eqs. (3) to (9) together model the future trend of K_c . The water demand was then computed from Eq. (1), where ET_0 incorporated the weather conditions, and in par-

ticular the modifications of temperature predicted by the RCPs.

The performance of the model has been assessed using different sampling techniques to obtain calibration and validation datasets. First, calibration years are selected to be equally spaced along the time axis: 1 out of every 2 years (8 years), 1 out of every 3 years (6 years), and 1 out of every 4 years (4 years) of calibration. For the "every 2 years" sampling, there were two sets of calibration years; for the "every 3 years" sampling, there were three calibrations sets, and so on. The three different versions of the model were run for the different combinations of calibration and validation datasets. The versions tested were the linear fit ($K_{c,lin}$), the linear fit with rain correction ($K_{c,cor}$), and then with tree correction ($K_{c,sim}$). The performance indicators were averaged for each group (1/2, 1/3, 1/4). The years have also been separated into two groups: years with less precipitation are called the "dry years" (2001, 2002, 2005, 2007, 2008, 2011, 2012, 2014, 2016) and the rest are called "wet years". Three statistical metrics have been computed: the determination coefficient r^2 (Eq. 10), the root mean squared error (RMSE, Eq. 11), and the standard deviation of error SE (Eq. 12):

$$r^2 = \frac{\text{Cov}(X, Y)^2}{\sigma_X \sigma_Y^2}, \quad (10)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_1^n (X - Y)^2}{n}}, \quad (11)$$

$$\text{SE} = \sqrt{\frac{\sum_1^n (X - Y)^2}{n}}. \quad (12)$$

3.3 Alternative evolution of K_c

The set of Eqs. (3) to (9) was used as a basis for simulating the long-term trend of K_c . The coefficients $a1$ and $b1$ of Eq. (3) were fitted with the data from the entire time series. The parameters $a2$, $b2$, and $c2$ of Eq. (6) were fitted using the rainfall data taken from the downscaled climate scenario.

The system of equations allows for the consideration of various possibilities for "bending the curve" (Raskin et al., 1998), which here means modifying the trend of the cropping scenario: (1) the parameters $a1$ and $b1$ in Eq. (3) can be modified to account for an overall change in the trend; (2) the coefficients $a2$, $b2$, and $c2$ in Eq. (6) can be modified to account for the influence of cumulative rainfall. (3) The hypothetical law that determines that the rate of change in tree coverage always has the same sign could be relaxed so that a decrease of tree coverage could be possible.

As the status of the Haouz aquifer is becoming critical, alternative trend scenarios have been proposed by the Tensift Hydraulic Basin Agency (Agence du Bassin Hydraulique du Tensift) with the support of GIZ (Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit) (ABHT GROUP AG – RESING, 2017). The main drivers defining these changes include (1) an expansion of irrigated areas through groundwa-

ter pumping; (2) the conversion of surface irrigation to drip irrigation; (3) an intensification of arboriculture; and (4) an abandonment of irrigated cereals for vegetable crops. However, neither the plans nor the interviews specify the intensity or locations of these changes. Here, we do not address all of the measures considered, only those concerning land cover changes. A reduction in the rate of increase of olive tree areas by 50 % is expected to begin in 2021. At the same time an intensification due to intercropping and the replacement of traditional Moroccan Picholine (100 to 200 trees per hectare) by Spanish Arbequina with a density of 1000 trees per hectare will take place. This is correlated with the expected production increase of 27 %. The fate of citrus trees is less clear. The recent trend is a strong expansion; however, the plan expected a stabilization of citrus orchards due to the lack of water especially in the western part of the basin. Finally, a progressive reduction of cereal crops (−722 ha/yr) is expected. Here, we proposed to only modify the main trend of the K_c curve in order to represent the idea of a pause in crop-cover expansion. The set of equations to simulate the bending of the curve are the following:

$$\begin{aligned} a1' &= a1 \cdot b_c, \\ b1' &= (a1 \cdot b_c + b1) - y_c a1', \\ K_{c',sim} &= a1' \cdot K_{c,sim} + b1'. \end{aligned} \quad (13)$$

A new slope ($a1'$) and intercept ($b1'$) were computed according to a bending coefficient (b_c) and applied for the desired years where y_c is the beginning year of the bending. The bending coefficient was expressed as a percentage.

In order to demonstrate the feasibility of applying scenarios with this model, it was determined that the introduction of two bending points to the trend scenario (Eq. 13) gave a good representation of the vision of the narrative scenario (−50 % on the trend in 2020 and another −50 % by 2040). Note that the narrative scenario did not give a detailed view of the changes, so those coefficients have been applied uniformly to the 29 irrigated areas.

4 Results

4.1 Performance of the simulated $K_{c,sim}$

Figure 4 shows the three statistical metrics of the fit for different calibration groups. The calibration is computed against a subset of the 16 years, where one-half (1/2) means 8 calibration years for 8 validation years, one-third (1/3) means 5 calibration years for 11 validation years, and one-quarter (1/4) means 4 calibration years for 12 validation years. r^2 values were generally located around 0.5, which indicates an average fit, but they decreased when the calibration set size decreased. RMSE ranged between 0.1 for half of the calibration years to 0.17 for the corrected methods for only four calibration years. It must be noted that the $K_{c,sim}$ and $K_{c,cor}$

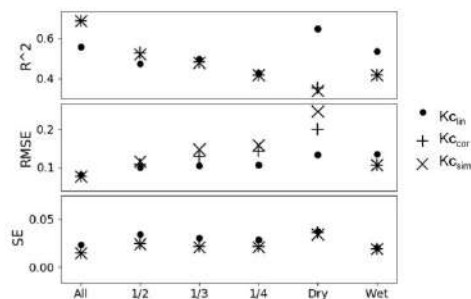


Figure 4. Performance indicators (r^2 , RMSE, SE) for the three variations of the model ($K_{c,lin}$, $K_{c,cor}$, $K_{c,sim}$) as a function of the splitting strategy for determining the calibration/validation dataset.

versions lower the performances regarding RMSE when only 1/3 or 1/4 of the years is used. This is also true for the dry calibration years, which is explained by the fact that the rainfall correction ($K_{c,cor}$) needs a good representativeness of extreme cumulative precipitations.

The trajectory of each irrigated sector can be very different, according to its mix of crop, cropping intensity, and evolution. Figure 5 shows an example of this diversity with four contrasted irrigated areas. The figure also shows the calibrated and original time series of K_c when the calibration is carried out over the entire time series. The Chichaoua private area gave the worst result. As can be seen, the low r^2 was mainly due to the poor distribution of the data at very low K_c . It is very likely that most of the area was not irrigated continuously during the whole study period. The N'Fis right bank is located on the outskirts of the city of Marrakech, under high urban pressure. The negative trend was well predicted and the correlation score was satisfactory ($r^2 = 0.77$) despite the probably erroneous pause in the original K_c data in 2006 and 2007. The Ourika traditional area is located at the outlet of the Ourika River. The scores were average ($r^2 = 0.646$, slope = 0.747). The general growing trend was reproduced, especially for the base of the curve. The maximum and minimum K_c values simulated with the amount of annual rainfall were generally accurate, except for the 2 years (2002 and 2003). Those are extremely dry years where rainfed cereals could not develop, and there were strong irrigation restrictions. The Bouidda district is an area irrigated by the Moulay Youssef reservoir in the eastern part of the study area. It obtained one of the best scores ($r^2 = 0.863$). The area is dominated by cereals, which explains the typical seasonal K_c curve. The increase in permanent tree crops was well simulated at the baseline. There was also an intensification of cereal crops that increased the peaks at the end of the study period. The lower K_c years, 2006 and 2007, were well simulated. The very dry year 2001 was simulated but did not reach the minima observed in the original curve.

The performance of the algorithm may be summarized as follows. The simple linear relationship provided an average approximation. The rainfall correction improved the average performance if the calibration years were representative of the validation years; elsewhere, it worsened the prediction. There was no visible effect of the tree correction during the period of time when observations were available. The bounding constraint was basically not reached. Finally, the model results were much better when the calibration years were representative of the rainfall variability (wet and dry years). Given that the remote sensing dataset was processed for the 2000–2016 period (16 years), the performance of the prediction at the 2050 horizon should be comparable to the 1/3 test: $r^2 = 0.5$, RMSE = [0.1–0.14], and SE = [0.02–0.03].

4.2 Evaluation of the trend and alternative evolution under climate change

Figure 6 shows examples of the extrapolation of K_c for four contrasted irrigated areas, with the trend and alternative K_c scenarios and RCP4.5 and RCP8.5 climatic scenarios. The region of private irrigation in Mejjat was all but covered with drylands until the early 90s. A boom of groundwater exploitation has provoked the development of irrigated areas. K_c spikes in the rare wet years, but most of the time, the amplitude of the signal is very small, showing that the area is mostly composed of bare soils and tree crops. The trend projection predicts that the K_c will tend toward an average of 0.2 by the year 2050, which means the impact of irrigation will be much greater than at the beginning of the 21st century. The alternative K_c greatly reduced the trend and stabilized around 0.15. Ourika is an irrigated area located at the piedmont of the Atlas mountains. This area has traditionally relied on spate irrigation from the Atlas wadis fed by snowmelt. This area is also located over the Haouz aquifer where it benefits from recharge from below-river flows. The full coverage with tree crops was attained around 2040 in the Ourika area. Therefore, the synthetic K_c of this area is controlled by the maximum K_c value of Eq. (8), which was set equal to the K_c of olive trees (0.55), which is the dominant tree crop of this region.

On the alternative trajectory, K_c is less saturated, meaning that there is still a place for annual crops. As stated earlier, the N'Fis right bank irrigated area, which is located near Marrakech, already had a trend toward the disappearance of irrigated crops. The two projections maintained the K_c level near zero except for wet years. The Bouidda irrigated area in the Tessaout (also spelled Tassaout) region follows a trend of reconversion toward tree crops without a trend of cropped area development, which is almost fulfilled by 2050. In the alternative scenario, this trend was controlled, and the area maintained a mix of annual and tree crops.

In those four examples, the climatic scenarios of rainfall only had a minimum impact on the K_c time series.

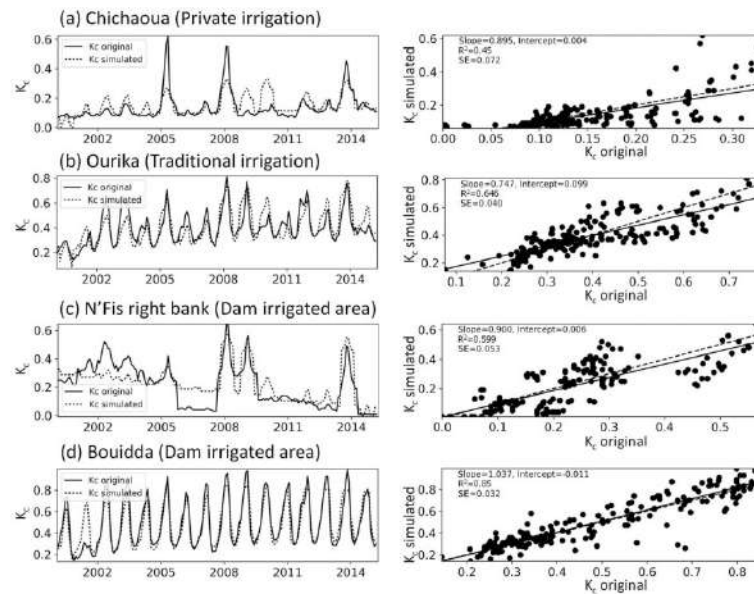


Figure 5. Examples of K_c simulations compared to the original time series for four selected areas.

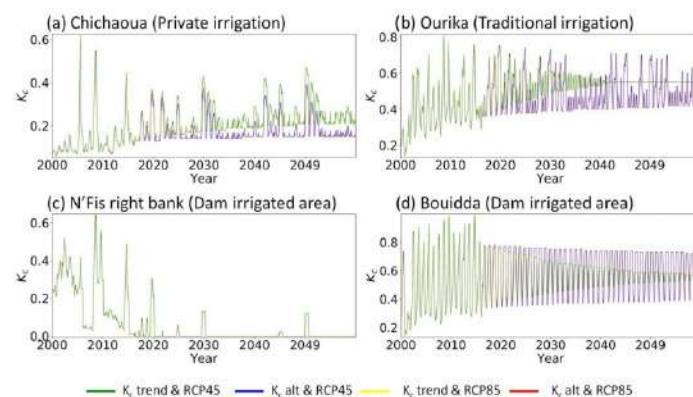


Figure 6. Examples of long-term simulation of K_c in four different irrigated areas with the trend and alternative scenarios of K_c and the RCP4.5 and RCP8.5 climatic scenarios.

Figure 7 shows the relative evolution of water demand compared to the year 2000 and the expected impact of the “bending” effect for the four different planning areas in the watershed (see Fig. 1). The expected temperature increase between RCP4.5 and RCP8.5 is about 1 °C by 2050, leading to a 2 % difference in yearly ET_0 . The impact on irrigation water demand is therefore minimal by the end of the simu-

lation and has not been plotted in Fig. 7. However, we must keep in mind that if climate change only slightly impacts the water demand, it will probably reduce the water supply, because the runoff decrease will reduce the surface water available for irrigation (snowmelt, runoff, reservoirs). The area equipped for irrigation (AEI) also remains unchanged while the actual irrigated area may change inside those AEIs. Those

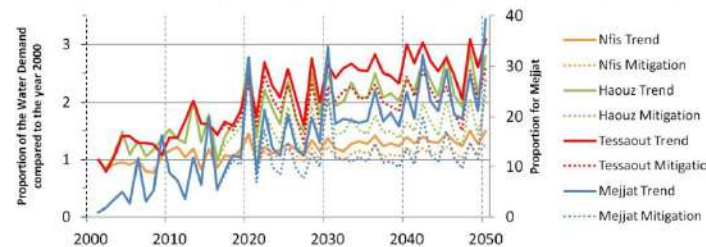


Figure 7. Trend and alternative scenarios for irrigation water demand in the four planning areas of the Tensift with RCP8.5.

simulations showed that each area had its own dynamics (bearing in mind that subareas also had their own dynamics). The Mejjat area, which was mostly unexploited in the year 2000, has been experiencing significant growth since. We can also see that by 2040 the demands tend to stabilize in the trend lines owing to the saturation effect of the irrigated areas. In the alternative scenario, the reduction in the agricultural development rate stabilizes at a lower level. The N'Fis area showed the lowest increase, and the modeled trend toward a flat line showed that the area will be fully dominated by tree crops by 2050. The Haouz and Tessaout areas showed the most significant increases in irrigation water demand, as it almost tripled during the 50 years of simulation. However, the alternative scenario mitigated these increases.

5 Discussion

The proposed method allowed for projecting irrigation water demand by including both the anthropogenic and climatic vector of changes. The output is given for the next 30 years for each demand site at the monthly time step, which is a timescale that is commonly used by water planners. Various improvements to the method have been identified. (1) K_c was determined by a precalibrated linear relation to the NDVI time series. If an actual evapotranspiration product (see, for example, Xu et al., 2019) would be available for the whole period of study and at a resolution compatible with the size of the irrigated areas, K_c could be determined by computing the ratio between actual evapotranspiration products and reference evapotranspiration. (2) The gridded data were synthesized at the monthly time step for each irrigated area, by computing arithmetic averages, which resulted in a loss of information. If needed, other statistical indicators, such as the dominant land cover of the irrigated area, could be kept for further analysis. (3) The main temporal trend was fitted with monthly linear regressions (Eq. 3). The degree of the regression could be easily adapted if the model does not fit adequately with the observations.

The very low difference in impact between the two RCP scenarios is interesting. It can be explained by the short time

range (2050) which resulted in a difference of only 1 °C and almost no difference in precipitation over the study region. It should be noted that the predicted impact of climate change on precipitation is more variable in space and less certain than that for temperature. It also may be due to the absence of the impact of including increasing atmospheric CO₂ concentration prescribed by the RCP scenario in our approach. Different strategies are possible. For example, Fares et al. (2015) proposed a modification of the ratio bulk resistance over stomatal resistance r_s/r_a in the ET₀ equation based upon the CO₂ emission scenario. The low impact of RCP scenarios could also be explained by the fact that the potential decrease in the annual crop growth cycle duration associated with temperature rise is not represented. According to Bouras et al. (2019), the reduction of the cycle can reach 30 % at mid-century under the RCP8.5 scenario for wheat in the study region. Similar results were obtained with the ISBA-A-gs model (Calvet et al., 1998) when studying the impact of climate change on Mediterranean crops (Garrigues et al., 2015). It is also interesting to note that if the water demand for seasonal crops is reduced with the crop cycle duration, the yield may also be affected by extreme temperatures (Hatfield and Prueger, 2015) so that the trend might be affected in order to reach the production objective.

Finally, the assessment of irrigation water demand should also take into account different losses at the system level (storage, transportation, and operating losses) and at the plot level (deep percolation and runoff). The future evolution of the irrigation framework toward more efficient systems such as drip irrigation could also be considered using Eq. (14). This equation of gross irrigation water requirement (IWR_G expressed in m³) is rewritten from Eq. (1):

$$\text{IWR}_G = 1/\sigma \frac{\text{AEI} \varphi \text{ET}_0 K_c - \alpha P}{10 \beta}, \quad (14)$$

where AEI (hectares) is the area equipped for irrigation. The system efficiency σ is the ratio of water delivered upstream to the water that is distributed to the plots (Blinda, 2012). The coefficient α produces the efficient rainfall similar to that proposed by USDA-SCS (1970). The coefficient φ is used to account, in a simple manner, for a reduction of evapotran-

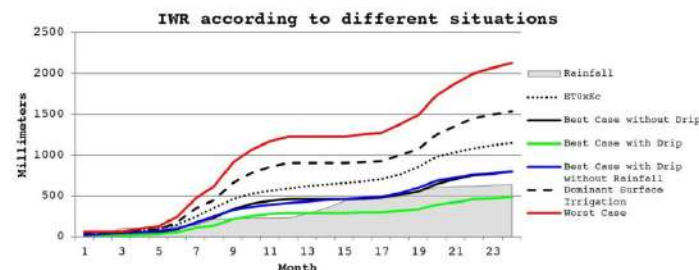


Figure 8. IWR_G according to different efficiencies for 2 years of example (September 2011 to August 2013) in the case of an irrigated wheat. In the best case without drip curve, all coefficients are set to one except the efficient rainfall, which is set to a classical 0.75 ($\sigma = 1$, $\varphi = 1$, $\alpha = 0.75$, $\beta = 1$). In the best case with drip, The σ coefficient of localized irrigation is set to 0.7 ($\sigma = 1$, $\varphi = 0.7$, $\alpha = 0.75$, $\beta = 1$). The best case with drip but without taking into account rainfall simulates the irrigation practice done to prevent soil leaching ($\sigma = 1$, $\varphi = 0.7$, $\alpha = 0$, $\beta = 1$). The dominant surface irrigation simulates an irrigated sector where surface (gravity) irrigation dominates ($\alpha = 0.5$) and where the system performance is good ($\sigma = 0.9$) ($\sigma = 0.9$, $\varphi = 1$, $\alpha = 0.9$, $\beta = 0.5$). The worst case depicts an irrigated sector with low irrigation efficiencies ($\sigma = 0.75$, $\varphi = 1$, $\alpha = 0.75$, $\beta = 0.5$).

spiration due to micro-irrigation. β is the effective irrigation coefficient; it is low for surface irrigation (50 %–70 %) and close to 100 % for drip irrigation. The behavior of Eq. (14) is displayed in Fig. 8 for 2 sample years (September 2011 to August 2013) for the R3 irrigated sector where wheat is the dominant crop. According to those different efficiency configurations, IWR can vary from single to more than quadruple between the ideal best and the worst situation. However, note that those configurations are theoretical. The best case with drip irrigation is virtually unachievable in real conditions.

6 Conclusions

Owing to their inherent complexity, scenarios of agricultural evolution based on interviews are very difficult to translate into numbers (when and how much) and to represent spatially (where). The simple and flexible statistical approach proposed here is a possible solution for quantifying spatially distributed scenarios of agriculture evolution in the context of climate change and irrigated areas that are rapidly changing owing to socioeconomic influences. This is the case for many Mediterranean areas like the Tensift watershed, which was the case used for the current study. The performance of the model was acceptable in most irrigated areas, giving monthly correlation coefficients for K_c of up to 0.92 but with significant differences between the irrigated areas. It was shown that the prediction performance of the model was a function of the length of the calibration period. With 16 years of data (2000–2016), the prediction could only be done for two other periods of 16 years (until 2050). In order to demonstrate the flexibility of the model for scenario building, a local scenario of water resource management was reinterpreted to build an alternative scenario upon the trend scenario. Two

climate scenarios (RCP4.5 and RCP8.5) were introduced into the trend as alternative scenarios. The local anthropogenic scenarios of irrigation water demand had rapidly changing dynamics and were spatially contrasted. On the contrary, the difference in impact between the two climate change scenarios appeared to be very small over the next 30 years, although the impacts of atmospheric carbon concentration on stomatal controls of the plant were neglected. Finally, the discussion showed that the approach could easily be combined with irrigation efficiency scenarios. The conjunction of the present approach with irrigation efficiencies would probably be a suitable combination for the modeling of water resources management. The approach can be applied to other regions where there is a significant growth of irrigated areas. The MODIS products are available over all the globe, so the retrieval of a 20-year-long time series of crop coefficients can be done anywhere. Different alternative techniques exist to retrieve K_c so that it is possible to switch between methods. A caveat of using these data, however, is their relatively low spatial resolution (250 m), which implies that some field-scale details might be missed or undersampled. The separation of the territory between different irrigated areas seems adequate in particular when using a water allocation model. The synthesizing algorithm is efficient and can be applied in different regions. The model itself is mainly linear, even if it is corrected by yearly precipitation and an eventual saturation due to the extension of tree crops. In other situations, for example, a late expansion of irrigated areas or where a reduction of the expansion is already noticeable, it will be necessary to switch to a nonlinear system. A simple ordinary least square adjustment has been used to fit the coefficients, but other more sophisticated techniques could be used. Those different questions are being taken into account in the frame

of the AMETHYST project over the Merguellil watershed in Tunisia.

Code availability. Models or code generated or used during the study are available from the corresponding author by request.

Data availability. Some of the data used during the study are freely available in online repositories. (1) The datasets of the Med-CORDEX RCP45 and RCP85 climate scenarios that have been used are following:

- CNRM/GAME RCP45 MEDCORDEX_MED-44_CNRM-CM5_rcp45_rli1p1_CNRM-ALADIN52_v1, <http://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=941> (Somot, 2013a);
- CNRM/GAME RCP85 MEDCORDEX_MED-44_CNRM-CM5_rcp85_rli1p1_CNRM-ALADIN52_v1 <http://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=938> (Somot, 2013b);
- CMCC RCP45 MEDCORDEX_MED-44_CMCC-CM_rcp45_rli1p1_CMCC-CCLM4-8-19_v1, <https://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=1088> (Conte, 2013);
- CMCC RCP85 MEDCORDEX_MED-44_CMCC-CM_rcp85_rli1p1_CMCC-CCLM4-8-19_v1, <https://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=1135> (Conte, 2014);
- LMD RCP45 MED-44_IPSL-IPSL-CM5A-MR_rcp45_rli1p1_LMD-LMDZ4NEMOMED8_v1, https://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=1116&datsId=1116&project_name=MISTRALS&q=lmd+rcp45 (Li, 2014a);
- LMD RCP85 MED-44_IPSL-IPSL-CM5A-MR_rcp45_rli1p1_LMD-LMDZ4NEMOMED8_v1 https://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=1116&datsId=1116&project_name=MISTRALS&q=lmd+rcp85 (Li, 2014b).

- (2) The Normalized Difference Vegetation Index 16 days L3 from MODIS/Terra (i.e., MOD13Q1) is available at <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD13Q1.006> (Didan, 2015), (3) The USGS DEM data (i.e., GTOPO30) are available at <https://doi.org/10.5066/F7DF6PQS> (United States Geological Survey's Earth Resources Observation and Science (USGS EROS) Center, 1996).

The Global Soil Wetness Project Phase 3 dataset (i.e., GSWP3) (Dirmeyer et al., 2006) was provided by Hyungjun Kim from The University of Tokyo (see Acknowledgements section).

The data used for deriving an alternative scenario are proprietary or confidential in nature and may only be provided with restrictions by the Agence du Bassin Hydraulique du Tensift.

Author contributions. MLP analyzed and processed the satellite and meteorological data and proposed the model. LJ and AB supervised the work, reviewed the paper, and took part in critical discussions. AB disaggregated the climate change forcings. YF participated in the formulation of the research question and the writing of the paper. BB coordinated the work with the Tensift Hydraulic Basin Agency. LJ, SK, and MZ participated in the research of funding and reviewed the paper. All authors read and agreed with the article.

Competing interests. The authors declare that they have no conflict of interest.

Special issue statement. This article is part of the special issue "Changes in the Mediterranean hydrology: observation and modeling". It is not associated with a conference.

Acknowledgements. We thank NASA for kindly providing us with the TERRA-MODIS NDVI products and Hungjun Kim (The University of Tokyo) for providing the atmospheric forcing data from the Global Soil Wetness Project. We would also like to thank the Med-CORDEX providers for making their regional climate data available. We are especially grateful to the Tensift Hydraulic Basin Agency (ABHT) and the Haouz Agriculture Office (ORMVAH) for making their data available for the integrated modeling. Finally, we thank the AGIRE project for providing the tentative scenarios of the Tensift watershed.

Financial support. This research has been supported by the Agence Nationale de la Recherche (AMETHYST, ANR-12-TMED-0006-01), the Centre National pour la Recherche Scientifique et Technique (SAGESSE, PPR/2015/48, program funded by the Moroccan Ministry of Higher Education), and the FP7 International Cooperation (CHAAMS, ERANET3-062). The Laboratoire Mixte International TREMA (IRD, UCA) and MISTRALS/SICMED2 are thanked for additional funding.

Review statement. This paper was edited by Gil Mahe and reviewed by two anonymous referees.

References

- ABHT GROUP AG – RESING: Plan d'action pour la convention GIRE Scénario tendanciel pour le bassin Haouz-Mejjat, available at: <http://conventiongire.lifemoz-dev.com/wp-content/uploads/sites/52/ftp/Rapports/PlanActionConventionEau2017web.pdf> (last access: 1 January 2018), 2017 (in French).
- Allen, R., Pereira, L., Raes, D., and Smith, M.: FAO Irrigation and Drainage no. 56: Guidelines for Computing Crop Water Requirements, FAO, 1998.
- Anandhi, A., Frei, A., Pierson, D. C., Schneiderman, E. M., Zion, M. S., Lounsbury, D., and Matonse, A. H.: Examination of change factor methodologies for climate change impact assessment, *Water Resour. Res.*, 47, W03501, <https://doi.org/10.1029/2010WR009104>, 2011.
- Arshad, A., Zhang, Z., Zhang, W., and Gujree, I.: Long-Term Perspective Changes in Crop Irrigation Requirement Caused by Climate and Agriculture Land Use Changes in Rechna Doab, Pakistan, *Water*, 11, 1567, <https://doi.org/10.3390/w11081567>, 2019.
- Bell, E. J.: Markov analysis of land use change—an application of stochastic processes to remotely sensed data, *Socio Econ. Plan.*

- Sci., 8, 311–316, [https://doi.org/10.1016/0038-0121\(74\)90034-2](https://doi.org/10.1016/0038-0121(74)90034-2), 1974.
- Blinda, M.: More efficient water use in the Mediterranean, Plan Bleu, Valbonne, Plan Bleu Papers no. 14, ISBN 978-2-912081-35-3, 2012.
- Boudhar, A., Hanich, L., Boulet, G., Duchemin, B., Berjamy, B., and Chehbouni, A.: Evaluation of the Snowmelt Runoff Model in the Moroccan High Atlas Mountains using two snow-cover estimates, *Hydrolog. Sci. J.*, 54, 1094–1113, <https://doi.org/10.1623/hysj.54.6.1094>, 2009.
- Boukhari, K., Fakir, Y., Stigter, T. Y., Hajhouji, Y., and Boulet, G.: Origin of recharge and salinity and their role on management issues of a large alluvial aquifer system in the semi-arid Haouz plain, Morocco, *Environ. Earth Sci.*, 73, 6195–6212, <https://doi.org/10.1007/s12665-014-3844-y>, 2015.
- Bouras, E., Jarlan, L., Khabba, S., Er-Raki, S., Dezetter, A., Sghir, F., and Trambay, Y.: Assessing the impact of global climate changes on irrigated wheat yields and water requirements in a semi-arid environment of Morocco, *Sci. Rep.-UK*, 9, 19142, <https://doi.org/10.1038/s41598-019-55251-2>, 2019.
- Calvet, J.-C., Noilhan, J., Roujean, J.-L., Bessemoulin, P., Cabelluene, M., Olioso, A., and Wigneron, J.-P.: An interactive vegetation SVAT model tested against data from six contrasting sites, *Agr. Forest Meteorol.*, 92, 73–95, [https://doi.org/10.1016/S0168-1923\(98\)00091-4](https://doi.org/10.1016/S0168-1923(98)00091-4), 1998.
- Chen, C., T. Park, X. Wang, S. Piao, B. Xu, R. K. Chaturvedi, R. Fuchs, et al.: China and India Lead in Greening of the World through Land-Use Management, *Nature Sustainability*, 2, 122–129, <https://doi.org/10.1038/s41893-019-0220-7>, 2019.
- Conte, D.: CMCC RCP45 MEDCORDEX_MED-44_CMCC-CM_rcp45_r11p1_CMCC-CCLM4-8-19_v1, available at: <https://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=1088> (last access: 1 January 2015), 2013.
- Conte, D.: CMCC RCP85 MEDCORDEX_MED-44_CMCC-CM_rcp85_r11p1_CMCC-CCLM4-8-19_v1, available at: <https://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=1135> (last access: 1 January 2015), 2014.
- Custodio, E., Andreu-Rodes, J. M., Aragón, R., Estrela, T., Ferrer, J., García-Aróstegui, J. L., Manzano, M., Rodríguez-Hernández, L., Sahuquillo, A., and del Villar, A.: Groundwater intensive use and mining in south-eastern peninsular Spain: Hydrogeological, economic and social aspects, *Sci. Total Environ.*, 559, 302–316, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.02.107>, 2016.
- Didan, K.: MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006 [Data set], NASA EOSDIS Land Processes DAAC, <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD13Q1.006>, 2015.
- Dirmeyer, P. A., Gao, X., Zhao, M., Guo, Z., Oki, T., and Hanasaki, N.: GSWP-2: Multimodel Analysis and Implications for Our Perception of the Land Surface, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 87, 1381–1398, 2006.
- Duchemin, B., Hadria, R., Er-Raki, S., Boulet, G., Maisongrande, P., Chehbouni, A., Escadafal, R., Ezzahar, J. C. B., Kharrou, M. H., Khabba, S., Mougnot, B., Olioso, A., Rodriguez, J.-C., and Simonneaux, V.: 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 Manage.*, 79, 1–27, <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2005.02.013>, 2006.
- Er-Raki, S., Chehbouni, A., Guemouria, N., Duchemin, B., Ezzahar, J., and 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 Manage.*, 87, 41–54, <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2006.02.004>, 2007.
- Er-Raki, S., Chehbouni, A., Hoedjes, J., Ezzahar, J., Duchemin, B., and Jacob, F.: Improvement of FAO-56 method for olive orchards through sequential assimilation of thermal infrared-based estimates of ET, *Agr. Water Manage.*, 95, 309–321, <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2007.10.013>, 2008.
- Fader, M., Shi, S., von Bloh, W., Bondeau, A., and Cramer, W.: Mediterranean irrigation under climate change: more efficient irrigation needed to compensate for increases in irrigation water requirements, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 20, 953–973, <https://doi.org/10.5194/hess-20-953-2016>, 2016.
- Fakir, Y., Berjamy, B., Le Page, M., Sgher, F., Nassah, H., Jarlan, L., Er Raki, S., Simonneaux, V., and Khabba, S.: Multi-modeling assessment of recent changes in groundwater resource: application to the semi-arid Haouz plain (Central Morocco), in *Geophysical Research Abstracts*, Vol. 17, EGU General Assembly 2015, Vienna, Austria, 12–17 April 2015, EGU2015-14624 2015.
- FAO: AQUASTAT Main Database, available at: <http://www.fao.org/nr/water/aquastat/data/query/> (last access: 20 April 2020), 2016.
- Fares, A., Awal, R., Fares, S., Johnson, A. B., and Valenzuela, H.: Irrigation water requirements for seed corn and coffee under potential climate change scenarios, *J. Water Clim. Change*, 7, 39–51, <https://doi.org/10.2166/wcc.2015.025>, 2015.
- Garrigues, S., Olioso, A., Carrer, D., Decharme, B., Calvet, J.-C., Martin, E., Moulin, S., and Marloie, O.: Impact of climate, vegetation, soil and crop management variables on multi-year ISBA-A-gs simulations of evapotranspiration over a Mediterranean crop site, *Geosci. Model Dev.*, 8, 3033–3053, <https://doi.org/10.5194/gmd-8-3033-2015>, 2015.
- Hatfield, J. L. and Prueger, J. H.: Temperature extremes: Effect on plant growth and development, *Weather Clim. Extremes*, 10, 4–10, <https://doi.org/10.1016/j.wace.2015.08.001>, 2015.
- Houet, T., Marchadier, C., Bretagne, G., Moine, M. P., Aguejedad, R., Viguié, V., Bonhomme, M., Lemonsu, A., Avner, P., Hidalgo, J., and Masson, V.: Combining narratives and modelling approaches to simulate fine scale and long-term urban growth scenarios for climate adaptation, *Environ. Model. Softw.*, 86, 1–13, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.09.010>, 2016.
- Jarlan, L., Khabba, S., Szczypta, C., Lili-Chabaane, Z., Driouech, F., Le Page, M., Hanich, L., Fakir, Y., Boone, A., and Boulet, G.: Water resources in South Mediterranean catchments Assessing climatic drivers and impacts, in: *The Mediterranean Region under Climate Change. A Scientific Update*, edited by: Thiébaud S. and Moatti J.-P., 303–309, 2016.
- Justice, C. O., Townshend, J. R. G., Vermote, E. F., Masuoka, E., Wolfe, R. E., Saleous, N., Roy, D. P., and Morisette, J. T.: An overview of MODIS Land data processing and product status, *Remote Sens. Environ.*, 83, 3–15, [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00084-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00084-6), 2002.
- Le Goulven, P., Leduc, C., Bacht, M. S., and Poussin, C.: Sharing Scarce Resources in a Mediterranean River Basin: Wadi Merguellil in Central Tunisia, in: *River Basin Trajectories*, edited by: Molle, F. and Wester, P., 147–170, CABI/IWMI, 2009, ISBN 978-1-84593-538-2, 2009.

650

M. Le Page et al.: Projection of irrigation water demand

- Le Page, M. and Zribi, M.: Analysis and Predictability of Drought In Northwest Africa Using Optical and Microwave Satellite Remote Sensing Products, *Sci. Rep.-UK*, 9, 1466, <https://doi.org/10.1038/s41598-018-37911-x>, 2019.
- Le Page, M., Berjamy, B., Fakir, Y., Bourgin, F., Jarlan, L., Abourida, A., Benrhanem, M., Jacob, G., Huber, M., Sghrer, F., Simonneaux, V., and Chehbouni, G.: An Integrated DSS for Groundwater Management Based on Remote Sensing. The Case of a Semi-arid Aquifer in Morocco, *Water Resour. Manage.*, 26, 3209–3230, <https://doi.org/10.1007/s11269-012-0068-3>, 2012.
- Lee, J.-L. and Huang, W.-C.: Impact of Climate Change on the Irrigation Water Requirement in Northern Taiwan, *Water*, 6, 3339–3361, <https://doi.org/10.3390/w6113339>, 2014.
- Li, L.: LMD RCP45 MED-44_IPSL-IPSL-CM5A-MR_rcp45_r11p1_LMD-LMDZ4NEMOMED8_v1, available at: https://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=1116&datsId=1116&project_name=MISTRALS&q=lmd+rcp45 (last access: 1 January 2015), 2014a.
- Li, L.: LMD RCP85 MED-44_IPSL-IPSL-CM5A-MR_rcp45_r11p1_LMD-LMDZ4NEMOMED8_v1, available at: https://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=1116&datsId=1116&project_name=MISTRALS&q=lmd+rcp85 (last access: 1 January 2015), 2014b.
- Maeda, E. E., Pellikka, P. K. E., Clark, B. J. F., and Siljander, M.: Prospective changes in irrigation water requirements caused by agricultural expansion and climate changes in the eastern arc mountains of Kenya, *J. Environ. Manage.*, 92, 982–993, <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2010.11.005>, 2011.
- Malek, Z., Verburg, P. H., Geijzendorffer, I. R., Bondeau, A., and Cramer, W.: Global change effects on land management in the Mediterranean region, *Glob. Environ. Change*, 50, 238–254, <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2018.04.007>, 2018.
- Mallampalli, V. R., Mavrommati, G., Thompson, J., Duveneck, M., Meyer, S., Ligmann-Zielinska, A., Druschke, C. G., Hychka, K., Kenney, M. A., Kok, K., and Borsuk, M. E.: Methods for translating narrative scenarios into quantitative assessments of land use change, *Environ. Model. Softw.*, 82, 7–20, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.04.011>, 2016.
- March, H., Therond, O., and Leenhardt, D.: Water futures: Reviewing water-scenario analyses through an original interpretative framework, *Ecol. Econ.*, 82, 126–137, <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2012.07.006>, 2012.
- Marchane, A., Jarlan, L., Hanich, L., Boudhar, A., Gascoin, S., Tavernier, A., Filali, N., Le Page, M., Hagolle, O., and Berjamy, B.: Assessment of daily MODIS snow cover products to monitor snow cover dynamics over the Moroccan Atlas mountain range, *Remote Sens. Environ.*, 160, 72–86, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.002>, 2015.
- Marchane, A., Trambay, Y., Hanich, L., Ruelland, D., Marchane, A., Trambay, Y., Hanich, L., and Ruelland, D.: Climate change impacts on surface water resources in the Rheraya catchment (High Atlas, Morocco) *Hydrol. Sci. J.*, 62, 979–995, <https://doi.org/10.1080/02626667.2017.1283042>, 2017.
- Margat, J. and Vallée, D.: Mediterranean Vision on water, population and the environment for the 21st Century, available at: <https://www.irewash.org/sites/default/files/Margat-2000-Mediterranean.pdf> (last access: 30 August 2020), 2000.
- Marshall, E. and Randhir, T. O.: Spatial modeling of land cover change and watershed response using Markovian cellular automata and simulation: Predicting land cover change and watershed response, *Water Resour. Res.*, 44, W04423, <https://doi.org/10.1029/2006WR005514>, 2008.
- MED-EUWI working group on groundwater: Mediterranean Groundwater Report, available at: <http://www.semide.net/initiatives/medeuwi/JP/GroundWater> (last access: 1 January 2018), 2007.
- Molle, F., Sanchis-Ibor, C., and Avellà-Reus, L.: Irrigation in the Mediterranean: Technologies, Institutions and Policies, Springer International Publishing, Cham, 2019.
- Neale, C. M. U., Bausch, W. C., and Heermann, D. F.: Development of Reflectance-Based Crop Coefficients for Corn, *T. ASAE*, 32, 1891–1900, <https://doi.org/10.13031/2013.31240>, 1990.
- Noszczyk, T.: A review of approaches to land use changes modeling, *Hum. Ecol. Risk Assess.*, 25, 1377–1405, <https://doi.org/10.1080/10807039.2018.1468994>, 2018.
- Raskin, P., Gallopin, G., Gutman, P., Hammond, A., and Swart, R.: Bending the Curve: Toward Global Sustainability, Stockholm Environment Institute, Stockholm, 1998.
- Ruti, P. M., Somot, S., Giorgi, F., Dubois, C., Flaounas, E., Obermann, A., Dell'Aquila, A., Pisacane, G., Harzallah, A., Lombardi, E., Ahrens, B., Akhtar, N., Alias, A., Arsouze, T., Aznar, R., Bastin, S., Bartholy, J., Béranger, K., Beuvier, J., Bouffies-Cloché, S., Brauch, J., Cabos, W., Calmanti, S., Calvet, J.-C., Carillo, A., Conte, D., Coppola, E., Djurdjevic, V., Drobinski, P., Elizalde-Arellano, A., Gaertner, M., Galán, P., Gallardo, C., Gualdi, S., Goncalves, M., Jorba, O., Jordà, G., L'Heveder, B., Lebeaupin-Brossier, C., Li, L., Liguori, G., Lionello, P., Maciàs, D., Nabat, P., Onol, B., Raikovic, B., Ramage, K., Sevault, F., Sannino, G., Struglia, M. V., Sanna, A., Torma, C., and Vervatis, V.: Med-CORDEX Initiative for Mediterranean Climate Studies, *B. Am. Meteor. Soc.*, 97, 1187–1208, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-14-00176.1>, 2016.
- Schmidt, N. and Zinkernagel, J.: Model and Growth Stage Based Variability of the Irrigation Demand of Onion Crops with Predicted Climate Change, *Water*, 9, 693, <https://doi.org/10.3390/w9090693>, 2017.
- Somot, S.: CNRM/GAME RCP45 MEDCORDEX_MED-44_CNRM-CM5_rcp45_r8i1p1_CNRM-ALADIN52_v1, available at: <http://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=941> (last access: 1 January 2015), 2013a.
- Somot, S.: CNRM/GAME RCP85 MEDCORDEX_MED-44_CNRM-CM5_rcp85_r8i1p1_CNRM-ALADIN52_v1, available at: <http://mistrals.sedoo.fr/?editDatsId=938> (last access: 1 January 2015), 2013b.
- Tanasijevic, L., Todorovic, M., Pereira, L. S., Pizzigalli, C., and Lionello, P.: Impacts of climate change on olive crop evapotranspiration and irrigation requirements in the Mediterranean region, *Agr. Water Manage.*, 144, 54–68, <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2014.05.019>, 2014.
- Titeux, N., Henle, K., Mihoub, J. B., Regos, A., Geijzendorffer, I. R., Cramer, W., Verburg, P. H., and Brotons, L.: Biodiversity scenarios neglect future land-use changes, *Glob. Change Biol.*, 22, 2505–2515, <https://doi.org/10.1111/gcb.13272>, 2016.
- Trambay, Y., Koutroulis, A., Samaniego, L., Vicente-Serrano, V., Volaire, F., Boone, A., Le Page, M., Llasat, M. C., Albergel, C., Burak, S., Cailleret, M., Kalic, K., Dupuy, J.-L., Greve, P., Gril-

4.3 Article "Projection of irrigation water demand based on the simulation of synthetic crop coefficients and climate change"

M. Le Page et al.: Projection of irrigation water demand

651

- lakis, M., Hanich, L., Jarlan, L., Martin, N., Martinez-Vilalta, J., Mouillot, F., Pulido-Velazquez, D., Quintana-Segui, P., Renard, D., Turco, M., Türkes, M., Trigo, R., Vidal, J.-P., and Villagrosa, R.: Challenges for drought assessment in the Mediterranean region under future climate scenarios, *Earth-Sci. Rev.*, 210, 103348, <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103348>, 2020.
- United States Geological Survey's Earth Resources Observation and Science (USGS EROS) Center: Global 30 Arc-Second Elevation (GTOPO30), <https://doi.org/10.5066/F7DF6PQS>, 1996.
- USDA-SCS: Irrigation water requirements, April 1967, Technical Release no. 21, revised September 1970, United States Department of Agriculture, Soil Conservation Service, Engineering Division, 1970.
- van Asselen, S. and Verburg, P. H.: Land cover change or land-use intensification: simulating land system change with a global-scale land change model, *Glob. Change Biol.*, 19, 3648–3667, <https://doi.org/10.1111/gcb.12331>, 2013.
- van Dijk, M.: A review of global scenario exercises for food security analysis: Assumptions and results, FOODSECURE Working paper 2, available at: <https://library.wur.nl/WebQuery/wurpubs/fulltext/250425> (last access: 10 August 2020), 2012.
- Verburg, P. H. and Overmars, K. P.: Combining top-down and bottom-up dynamics in land use modeling: exploring the future of abandoned farmlands in Europe with the Dyna-CLUE model, *Landscape Ecol.*, 24, 1167–1181, <https://doi.org/10.1007/s10980-009-9355-7>, 2009.
- Wan, S., Hook, S., and Hulley, G.: MOD11C3 MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity Monthly L3 Global 0.05Deg CMG V006, NASA EOSDIS Land Processes DAAC, 2015.
- Wang, X., Zhang, J., Ali, M., Shahid, S., He, R., Xia, X., and Jiang, Z.: Impact of climate change on regional irrigation water demand in Baojixia irrigation district of China, *Mitig. Adapt. Strateg. Glob. Change*, 21, 233–247, <https://doi.org/10.1007/s11027-014-9594-z>, 2016.
- Xu, T., Guo, Z., Xia, Y., Ferreira, V. G., Liu, S., Wang, K., Yao, Y., Zhang, X., and Zhao, C.: Evaluation of twelve evapotranspiration products from machine learning, remote sensing and land surface models over conterminous United States, *J. Hydrol.*, 578, 124105, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124105>, 2019.

<https://doi.org/10.5194/hess-25-637-2021>

Hydrol. Earth Syst. Sci., 25, 637–651, 2021

4.4 SYNTHÈSE ET CONCLUSION

Nous avons proposé une méthode pour projeter sur le long terme les dynamiques locales de demande en eau agricole afin de servir de base pour la génération de scénarios. Les scores suggèrent que la méthode obtient des performances raisonnables sur une durée de deux fois la période d'entraînement (ici 16 ans), soit environ l'année 2050. La méthode utilise les observations satellitaires de NDVI et les pluies du passé afin d'établir un système d'équations propre à chaque zone irriguée. L'intérêt de cette approche est d'une part la dynamique locale de chaque secteur irrigué est simulée, et que d'autre part, ces dynamiques sont explicitées sous la forme d'un système d'équations qu'il est relativement simple de modifier pour refléter un scénario agricole. Dans l'article nous avons ainsi simulé un infléchissement de la tendance en cours en choisissant deux dates d'inflexion. Enfin, une chaîne de traitement a été développée pour faciliter le processus des données d'entrée (voir annexe 4.5.1)

Cette méthode synthétique peut être comparée à une approche plus classique par cartographies successives de l'occupation du sol où chaque classe d'occupation du sol dans chaque secteur irrigué possède sa propre dynamique. Le gros désavantage de notre approche par rapport à l'approche classique est que, comme nous ne passons pas par une estimation des classes d'occupation des sols, il est plus compliqué de faire évoluer la composition agricole de chaque secteur irrigué. L'avantage est qu'il n'est pas nécessaire de passer par une classification de l'occupation du sol qu'il est souvent difficile de valider. Le désavantage d'une approche uniquement occupation du sol, est qu'elle ne prend pas directement en compte l'intensité agricole, à moins de traduire cela à posteriori dans un coefficient cultural évolutif.

L'approche développée peut être améliorée. Notamment, les coefficients culturaux pourraient être obtenus par le rapport ET_a/ET_c en utilisant les produits d'évapotranspiration obtenus par résolution du bilan d'énergie au lieu d'utiliser un proxy du coefficient cultural. Comme discuté dans l'article, il sera intéressant de poursuivre les travaux en incluant les facteurs d'efficacité de l'irrigation dans une demande brute d'eau d'irrigation.

Les résultats obtenus ont pu être intégrés dans le modèle intégré de la nappe du Haouz-Mejjat pour envisager l'impact des scénarios tendanciels et ce que l'on a appelé GIRE sur les ressources en eau souterraines. En plus de l'évolution de la demande en eau agricole

ce modèle prend en compte l'évolution de la demande en eau urbaine. La **Figure 4-5** montre des modifications dans la répartition sectorielle de la demande en eau. Dans le scénario RCP 4.5/GIRE, la demande en eau agricole est jugulée, alors que la demande en eau urbaine croît plus rapidement, modifiant alors substantiellement la répartition sectorielle. Dans le scénario RCP 8.5/Tendanciel, la demande en eau agricole du secteur dit "traditionnel" est celui qui augmente le plus rapidement, essentiellement au dépend des zones privées.

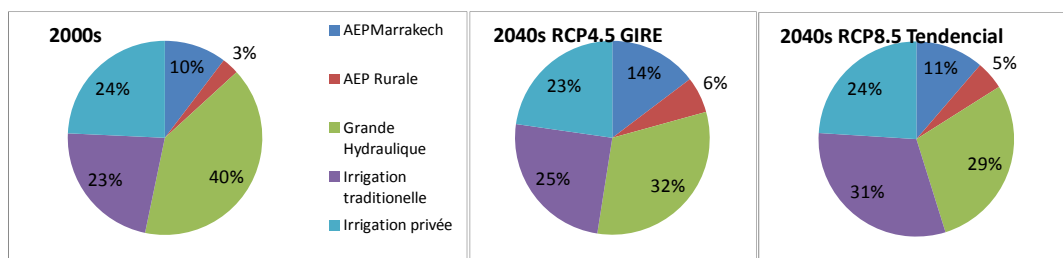


Figure 4-5 Modification de la demande en eau en fonction des principaux secteurs

La **Figure 4-6** montre le possible impact que pourrait avoir ces scénarios sur les sous-secteurs de l'aquifère Haouz-Mejjat d'ici 2050. La zone du Haouz Central est potentiellement la plus impactée dans les deux scénarios.

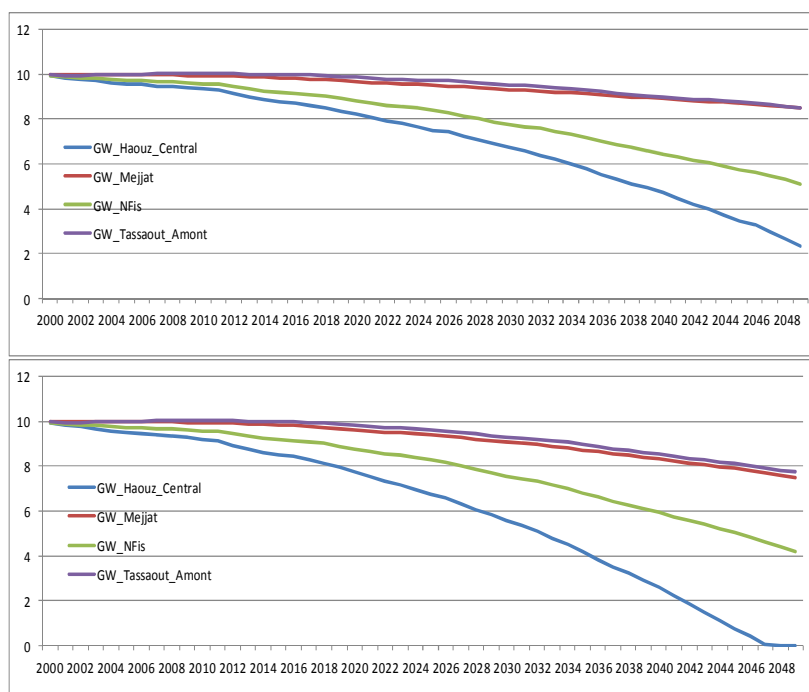


Figure 4-6 Déstockage de la nappe Haouz-Mejjat par sous secteur. En haut, le scénario RCP4.5/GIRE, en bas le scénario RCP8.5/Tendanciel

CONCLUSION GENERALE

Ces travaux ont été conduits dans la perspective de l'utilisation des observations de télédétection spatiale pour l'aide à la gestion de l'eau agricole. Nous avons passé en revue comment se caractérise la demande en eau agricole, quelles sont les observations disponibles, et les caractéristiques de la prise de décision dans ce contexte. Nous nous sommes concentrés sur trois situations de gestion de la demande en eau agricole qui sont contrastées par la typologie de décision. Le pilotage de l'irrigation est une décision relativement routinière effectuée par l'irrigant à l'échelle de la parcelle agricole. La sécheresse agricole est caractérisée par un déficit prolongé d'humidité du sol, mais sa variabilité territoriale, temporelle et en intensité fait qu'elle est difficile à appréhender et anticiper. Enfin en ce qui concerne le temps long, la planification, nous nous sommes intéressés à la part que prennent les scénarios anthropiques, notamment la dynamique agricole, dans les changements futurs.

1) Timing de l'irrigation à l'échelle parcellaire

Une des techniques appropriées au pilotage de l'irrigation consiste à calculer le contenu en eau du sol dont peut bénéficier une culture pour effectuer de façon optimale ses différentes phases phénologiques. Le concept est relativement simple, puisqu'il s'agit de calculer les entrées et sorties d'eau d'un réservoir qu'est censé représenter le sol. Dans la réalité, les interactions sol-plante-atmosphère sont très complexes, ce qui limite la portée des approches simple à des situations simplifiées (plante à la structure simple, sol homogène, interaction plante atmosphère homogène). Les paramètres et forçages de ces modèles doivent être connus du mieux possible. En particulier, les apports en eau par irrigation doivent alimenter le bilan hydrique. Ce travail a profité des nouvelles technologies d'estimation de l'humidité du sol en surface par télédétection en micro-onde active qui permettent d'obtenir une estimation hebdomadaire de cette variable à l'échelle de la parcelle. Une méthode comparant un modèle où les irrigations ne sont pas simulées avec ces observations a été proposés. La méthode consiste essentiellement à étudier le sens de variation du contenu en eau du sol de ces deux variables. Il s'agit

alors de prendre en compte l'évanescence de l'information d'humidité du sol en surface et les incertitudes liées à l'estimation et aux observations de l'humidité du sol en surface. La méthode a été testée dans le sud-ouest de la France avec des irrigations par aspersion. Les tests avec des données in situ ont montré que le pas de temps idéal d'observation se situe entre 2 et 4 jours. Avec des observations spatiales qui sont moins précises à cause de la couverture foliaire et moins fréquentes (6 jours), il est logique que la détection ait subi une perte de performance. Cependant, la méthode est restée fiable lorsque les doses d'irrigation ne sont pas trop faibles (> 10 mm) et lorsque les irrigations ne sont pas confondues à des événements pluvieux. Cependant, il conviendra de vérifier si des améliorations peuvent être obtenues grâce à un autre modèle sans non plus complexifier l'approche, et en revisitant l'approche des seuils de changement. Cela pourrait permettre d'identifier des doses d'irrigation plus faibles, néanmoins, si les doses d'irrigations sont faibles, elles sont forcément rapprochées dans le temps. Avec des irrigations trop rapprochées dans le temps (1 à 2 jours), l'humidité du sol en surface variera très peu. D'une part, cette technique basée sur un changement d'état sera probablement insensible, d'autre part, la fréquence hebdomadaire des observations spatiales actuellement disponibles est insuffisante.

Les perspectives sont attrayantes. 1) L'approche a été conçue pour fonctionner au fur et à mesure que des informations sont reçues. Ainsi, dès qu'une nouvelle donnée d'humidité du sol est disponible, l'algorithme de détection des irrigations peut être exécuté. Si une irrigation a été identifiée dans les 6 derniers jours, le bilan hydrique est remis à jour. Il sera notamment possible d'intégrer cette approche dans l'outil en ligne d'aide au pilotage de l'irrigation Sat'Irr (<http://osr-cesbio.ups-tlse.fr/Satirr>). 2) Même si l'approche n'a été testée que sur une seule parcelle non irriguée, il semble que le taux de sur-détection soit suffisamment faible pour envisager l'utilisation de cette technique à des fins de cartographie des zones irriguées. Cette approche signifierait une percée par rapport aux approches de classification. 3) Enfin, même si cela ajoute un niveau d'incertitude supplémentaire, il est également envisageable de quantifier les quantités d'irrigation à partir de l'algorithme proposé

2) Analyse et anticipation de la sécheresse

Alors que le pilotage de l'irrigation consistait à éviter un stress hydrique très localisé dans le temps et l'espace, la sécheresse est caractérisée par sa durée, son extension, son intensité.

Nous avons analysé des séries temporelles issues de trois indicateurs provenant de la télédétection spatiale pour caractériser la sécheresse dans la région Maghreb (Maroc, Algérie, Tunisie). Après avoir homogénéisé temporellement les indicateurs au pas de temps mensuel, et ramené les données à l'échelle spatiale des provinces administratives, les indicateurs de végétation et d'humidité du sol ont été retenus pour proposer un indicateur bidimensionnel de la sécheresse. Cette double dimension a l'avantage de mettre non seulement en évidence l'intensité de la sécheresse (ou de l'abondance en eau), mais aussi les situations ambiguës. Ainsi une situation favorable en terme de végétation peut se retourner si la teneur en eau du sol est faible, ou inversement une sécheresse caractérisée par un faible développement de la végétation peut se retourner grâce à des pluies abondantes qui ont humidifié le sol, rechargé les stocks. Dans un second temps, nous avons proposé d'anticiper les situations de sécheresse en comparant le vecteur de données composé des indicateurs normalisé de végétation, humidité du sol et température du sol avec des situations du passé. Si bien cette approche n'est pas à proprement parler prévisionnelle, elle permet d'envisager les possibles trajectoires des quelques mois à venir. Par rapport au maximum de végétation qui a lieu vers le mois de mars/avril dans cette région, on peut ainsi anticiper la trajectoire dès le mois de janvier/février. En conclusion, les indicateurs issus de la télédétection se sont montrés tout à fait pertinents pour appréhender et anticiper la sécheresse, et ce d'autant plus que des fusions multiplateformes augmente la profondeur temporelle de ces données.

Les perspectives à court terme sont donc d'utiliser des séries plus longues notamment l'humidité du sol ESA CCI ou le mix AVHRR-MODIS pour la végétation. Il s'agirait également de mieux exploiter les séries temporelles de température de surface en les normalisant avec la température de l'air issue de modèles haute résolution comme ERA5-Land (9km). Un prototype d'application web a été mis au point pour la région Maghreb et sera étendu sur le sud-est de la Méditerranée dans le cadre du projet ERANETMED CHAAMS. Ce cadre sera également un cadre pour améliorer la visualisation de données de sécheresse 1) en appliquant la méthode bidimensionnelle de classification de la sécheresse et en le comparant aux indicateurs classiques issus de la donnée météo comme SPI, SPEI, PDSI 2) en implémentant des visualisations comme celles proposées dans le projet CLIMSEC (**Vidal et al., 2010**).

3) Scénarios anthropiques de demande en eau agricole

L'objectif original de ce travail était de fournir un cadre général pour la traduction de scénarios anthropiques narratifs de demande en eau agricole en scénarios quantitatifs et spatialisés. Ce travail est positionné comme la suite à un modèle numérique pour l'évaluation de l'offre et la demande en eau dans le bassin du Tensift au Maroc. Il profite des travaux d'enquête réalisés durant l'ANR Amethyst (2013-2018) et de l'aboutissement du projet germano-marocain AGIRE (2008-2018) qui a permis d'élaborer un plan d'action pour la gestion intégrée des ressources en eau du bassin (GIRE). Etant donné le nombre et la complexité des actions envisagées dans ce document, il a été décidé de restreindre cette "traduction" à un scénario d'évolution de la demande en eau agricole en fonction de l'évolution de l'emprise agricole. Pour ce faire, il a été proposé de traduire cette évolution sous la forme d'un système d'équations qui simule l'évolution mensuelle d'un coefficient cultural "synthétique" pour chacun des sites de demande en eau agricole (secteur irrigué) où la provenance de ressource en eau est connue. Ce Kc est synthétique dans la mesure où il s'agit de la synthèse des différentes cultures de chaque zone agricole. Ce système d'équations est ajusté grâce aux données existantes, en l'occurrence la série temporelle de Kc 2000-2016. La performance de l'ajustement statistique a été examinée en retirant un certain nombre d'années du jeu de données d'entrée. Cela a permis de conclure qu'une projection pouvait être effectuée jusqu'en 2050. Cette approche empirique présente plusieurs intérêts: la simulation du Kc prend en compte à la fois l'extension et l'intensification des cultures à l'intérieur des zones irriguées. Le système d'équation a été imaginé de telle façon qu'il prenne en compte les deux principales variables pronostiques des modèles globaux de changement climatique: la température et les précipitations. Le système d'équation est suffisamment simple et malléable pour qu'il soit modifiable au niveau de chaque zone irriguée afin d'implémenter des scénarios alternatifs au scénario tendanciel. Dans l'exercice mené sur le Tensift, deux scénarios climatiques sont ainsi combinés avec deux scénarios anthropiques. La limite de cette approche est que l'étape classique de l'occupation du sol est escamotée, hors il s'agit là d'une base de réflexion importante pour l'élaboration des scénarios (par exemple, un objectif pourrait être la réduction de l'emprise céréalière).

Les perspectives de cette étude sont très intéressantes pour développer de nouveaux scénarios anthropiques. En particulier, en prenant en compte des objectifs locaux de surfaces agricoles ou de reconversion des systèmes d'irrigation.

BIBLIOGRAPHIE

ABHT GROUP AG - RESING: Plan d'action pour la convention GIRE Scénario tendanciel pour le bassin Haouz-Mejjat, 2017.

Abourida, A., Simonneaux, V., Sadik, E., Berjamy, B. and Sghir, F.: Estimation des volumes d'eau pompés dans la nappe pour l'irrigation (plaine du Haouz, Marrakech, Maroc). Comparaison d'une méthode statistique et d'une méthode basée sur l'utilisation de la télédétection, *rseau*, 22(1), 1–13, doi:10.7202/019820ar, 2009.

Abtew, W. and Melesse, A.: *Evaporation and evapotranspiration: measurements and estimations*, Springer Netherlands, Dordrecht., 2013.

Alameddine, I., Fayyad, A., Abou Najm, M. and El-Fadel, M.: Sustainability of basin level development under a changing climate, *International Journal of Sustainable Development and Planning*, 13(03), 394–405, doi:10.2495/SDP-V13-N3-394-405, 2018.

Albergel, C., Rüdiger, C., Pellarin, T., Calvet, J.-C., Fritz, N., Froissard, F., Suquia, D., Petitpa, A., Piguet, B. and Martin, E.: 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, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 12(6), 1323–1337, doi:10.5194/hess-12-1323-2008, 2008.

Alcamo, J.: Scenarios as tools for international environmental assessments, Off. for Off. Publ. of the Europ. Communities, Luxembourg. [online] Available from: http://www.eea.europa.eu/publications/environmental_issue_report_2001_24/issue_report_no_24.pdf, 2001.

Alcamo, J.: *Environmental Futures: The practice of environmental scenario analysis.*, 2008.

Alcamo, J., Henrichs, T. and Rösch, T.: *World Water in 2025: Global Modeling and Scenario Analysis for the World Commission on Water for the 21st Century*, Center for Environmental Systems Research, University of Kassel., 2000.

Allen, R. G., Pereira, L., Raes, D. and Smith, M.: *FAO Irrigation and Drainage n°56: Guidelines for Computing Crop Water Requirements*, FAO., 1998.

Allen, R. G., Tasumi, M. and Trezza, R.: Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC)—Model, *Journal of irrigation and drainage engineering*, 133(4), 380–394, 2007.

Allen, R. G., Pereira, L. S., Howell, T. A. and Jensen, M. E.: Evapotranspiration information reporting: I. Factors governing measurement accuracy, *Agricultural Water Management*, 98(6), 899–920, doi:10.1016/j.agwat.2010.12.015, 2011.

- Ambika, A. K., Wardlow, B. and Mishra, V.: Remotely sensed high resolution irrigated area mapping in India for 2000 to 2015, *Scientific Data*, 3, 1–14, doi:10.1038/sdata.2016.118, 2016.
- Amri, R., Zribi, M., Lili-Chabaane, Z., Duchemin, B., Gruhier, C. and Chehbouni, A.: Analysis of Vegetation Behavior in a North African Semi-Arid Region, Using SPOT-VEGETATION NDVI Data, *Remote Sensing*, 3(12), 2568–2590, doi:10.3390/rs3122568, 2011.
- Amri, R., Zribi, M., Lili-Chabaane, Z., Wagner, W. and Hasenauer, S.: Analysis of C-Band Scatterometer Moisture Estimations Derived Over a Semiarid Region, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(7), 2630–2638, doi:10.1109/TGRS.2012.2186458, 2012.
- Anderson, M. C., Kustas, W. P. and Norman, J. M.: Upscaling and Downscaling—A Regional View of the Soil – Plant – Atmosphere Continuum, *Journal of Agronomy*, 1408–1423, 2003.
- Andreadis, K. M., Clark, E. A., Wood, A. W., Hamlet, A. F. and Lettenmaier, D. P.: Twentieth-Century Drought in the Conterminous United States, *Journal of Hydrometeorology*, 6(6), 985–1001, doi:10.1175/JHM450.1, 2005.
- Andreu, J. and Solera, A.: Methodology for the analysis of drought mitigation measures in water resource systems, in *Drought Management and Planning for Water Resources*, edited by A. Vela, G. Rossi, J. Andreu, and F. Vagliasindi, pp. 133–168, CRC Press., 2005.
- Ansoff, H. I.: *Corporate Strategy: An Analytic Approach to Business Policy for Growth and Expansion*, McGraw-Hill., 1965.
- Aouade, G., Ezzahar, J., Amenou, N., Er-Raki, S., Benkaddour, A., Khabba, S. and Jarlan, L.: Combining stable isotopes, Eddy Covariance system and meteorological measurements for partitioning evapotranspiration, of winter wheat, into soil evaporation and plant transpiration in a semi-arid region, *Agricultural Water Management*, 177, 181–192, doi:10.1016/j.agwat.2016.07.021, 2016.
- Baghdadi, N., El Hajj, M., Zribi, M. and Bousbih, S.: Calibration of the Water Cloud Model at C-Band for Winter Crop Fields and Grasslands, *Remote Sensing*, 9(9), 969, doi:10.3390/rs9090969, 2017.
- Baret, F., Hagolle, O., Geiger, B., Bicheron, P., Miras, B., Huc, M., Berthelot, B., Niño, F., Weiss, M., Samain, O., Roujean, J. L. and Leroy, M.: LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION, *Remote Sensing of Environment*, 110(3), 275–286, doi:10.1016/j.rse.2007.02.018, 2007.
- Bastiaanssen, W. G. M., Menenti, M., Feddes, R. A. and Holtslag, A. A. M.: A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). 1. Formulation, *Journal of Hydrology*, 212–213, 198–212, doi:10.1016/S0022-1694(98)00253-4, 1998.
- Bauer-Marschallinger, B., Paulik, C., Hochstöger, S., Mistelbauer, T., Modanesi, S., Ciabatta, L., Massari, C., Brocca, L. and Wagner, W.: Soil Moisture from Fusion of Scatterometer and SAR: Closing the Scale Gap with Temporal Filtering, *Remote Sensing*, 10(7), 1030, doi:10.3390/rs10071030, 2018.
- Bazza, M., Kay, M., Knutson, C., FAO and University of Nebraska (Lincoln, N. N. D. M. C.: *Drought characteristics and management in North Africa and the Near East.*, 2018.
- Bell, S., Cornford, D. and Bastin, L.: How good are citizen weather stations? Addressing a biased opinion, *Weather*, 70(3), 75–84, doi:10.1002/wea.2316, 2015.

- Biancamaria, S., Mballo, M., Le Moigne, P., Sánchez Pérez, J. M., Espitalier-Noël, G., Grusson, Y., Cakir, R., Häfliger, V., Barathieu, F., Trasmonte, M., Boone, A., Martin, E. and Sauvage, S.: Total water storage variability from GRACE mission and hydrological models for a 50,000 km² temperate watershed: the Garonne River basin (France), *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 24, 100609, doi:10.1016/j.ejrh.2019.100609, 2019.
- Biggs, T. W., Thenkabail, P. S., Gumma, M. K., Scott, C. A., Parthasaradhi, G. R. and Tural, H. N.: Irrigated area mapping in heterogeneous landscapes with MODIS time series, ground truth and census data, Krishna Basin, India, *International Journal of Remote Sensing*, 27(July 2015), 4245–4266, doi:10.1080/01431160600851801, 2006.
- Biswas, A. K.: Integrated Water Resources Management: A Reassessment: A Water Forum Contribution, *Water International*, 29(2), 248–256, doi:10.1080/02508060408691775, 2004.
- Blinda, M.: More efficient water use in the mediterranean, *Water Effi., Plan Bleu.*, 2012.
- Bogena, H. R., Huisman, J. A., Oberdörster, C. and Vereecken, H.: Evaluation of a low-cost soil water content sensor for wireless network applications, *Journal of Hydrology*, 344(1–2), 32–42, doi:10.1016/j.jhydrol.2007.06.032, 2007.
- Booth, E. G., Qiu, J., Carpenter, S. R., Schatz, J., Chen, X., Kucharik, C. J., Loheide, S. P., Motew, M. M., Seifert, J. M. and Turner, M. G.: From qualitative to quantitative environmental scenarios: Translating storylines into biophysical modeling inputs at the watershed scale, *Environmental Modelling and Software*, 85, 80–97, doi:10.1016/j.envsoft.2016.08.008, 2016.
- Borchardt, D. and Ibisch, R.: Integrated Water Resources Management in a Changing World: Lessons Learnt and Innovative Perspectives, IWA Publishing. [online] Available from: <https://iwaponline.com/ebooks/book/596/> (Accessed 22 October 2018), 2013.
- Borchardt, D., Bogárdi, J. and Ibisch, R. B., Eds.: Integrated water resources management: concept, research and implementation, Springer, Cham Heidelberg New York., 2016.
- Bos, M. G., Kselik, R. A. L., Allen, R. G. and Molden, D. J.: Water Requirements for Irrigation and the Environment, Springer., 2009.
- Brim, O.: Personality and Decision Processes: Studies in the Social Psychology of Thinking, Stanford University Press., 1962.
- Brocca, L., Ciabatta, L., Massari, C., Moramarco, T., Hahn, S., Hasenauer, S., Kidd, R., Dorigo, W., Wagner, W. and Levizzani, V.: Soil as a natural rain gauge: Estimating global rainfall from satellite soil moisture data: Using the soil as a natural raingauge, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 119(9), 5128–5141, doi:10.1002/2014JD021489, 2014.
- Brocca, L., Tarpanelli, A., Filippucci, P., Dorigo, W., Zaussinger, F., Gruber, A. and Fernández-Prieto, D.: How much water is used for irrigation? A new approach exploiting coarse resolution satellite soil moisture products, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73, 752–766, doi:10.1016/j.jag.2018.08.023, 2018.
- Brown, J. F., Wardlow, B. D., Tadesse, T., Hayes, M. J. and Reed, B. C.: The Vegetation Drought Response Index (VegDRI): A New Integrated Approach for Monitoring Drought Stress in Vegetation, *GIScience & Remote Sensing*, 45(1), 16–46, doi:10.2747/1548-1603.45.1.16, 2008.
- Burba, G.: Eddy Covariance Method., 2013.

Centre canadien de télédétection: Notions fondamentales de télédétection, [online] Available from: <https://www.rncan.gc.ca/cartes-outils-publications/imagerie-satellitaire-photos-aer/tutoriel-notions-fondamentales-teledetection/9310>, n.d.

Chapman, L., Bell, C. and Bell, S.: Can the crowdsourcing data paradigm take atmospheric science to a new level? A case study of the urban heat island of London quantified using Netatmo weather stations: CROWDSOURCING THE LONDON UHI, *Int. J. Climatol.*, 37(9), 3597–3605, doi:10.1002/joc.4940, 2017.

Chen, C., Park, T., Wang, X., Piao, S., Xu, B., Chaturvedi, R. K., Fuchs, R., Brovkin, V., Ciais, P., Fensholt, R., Tømmervik, H., Bala, G., Zhu, Z., Nemani, R. R. and Myneni, R. B.: China and India lead in greening of the world through land-use management, *Nat Sustain*, 2(2), 122–129, doi:10.1038/s41893-019-0220-7, 2019.

Courault, D., Seguin, B. and Oliosio, A.: Review on estimation of evapotranspiration from remote sensing data: From empirical to numerical modeling approaches, *Irrigation and Drainage Systems*, 19(3–4), 223–249, doi:10.1007/s10795-005-5186-0, 2005.

Courault, D., Le Page, M., Jarlan, L. and Khabba, S.: Quels sont les capteurs et les méthodes disponibles en télédétection pour aider à la gestion de l'eau ?, in *L'eau en milieu agricole*, éditions Quae., 2020.

Crozier, M. and Friedberg, E.: *L'acteur et le système: Les contraintes de l'action collective*, Editions du Seuil., 1981.

Custodio, E., Andreu-Rodes, J. M., Aragón, R., Estrela, T., Ferrer, J., García-Aróstegui, J. L., Manzano, M., Rodríguez-Hernández, L., Sahuquillo, A. and del Villar, A.: Groundwater intensive use and mining in south-eastern peninsular Spain: Hydrogeological, economic and social aspects, *Science of The Total Environment*, 559, 302–316, doi:10.1016/j.scitotenv.2016.02.107, 2016.

Cuxart, J. and Boone, A.: Evapotranspiration over land from a Boundary–Layer Meteorology perspective, submitted, 2020.

Daoudy, M.: *Le partage des eaux entre la Syrie, l'Irak et la Turquie*, CNRS Éditions., 2005.

Darghouth, S., Ward, C., Gambarelli, G., Styger, E. and Roux, J.: *Watershed Management Approaches, Policies, and Operations: Lessons for Scaling Up*, Water Sector Board Discussion Paper Series, World Bank., 2008.

Dewey, J.: *How we think*, D. C. Heath & Co. [online] Available from: <https://www.gutenberg.org/files/37423/37423-h/37423-h.htm>, 1910.

Dheeravath, V., Thenkabail, P. S., Chandrakantha, G., Noojipady, P., Reddy, G. P. O., Biradar, C. M., Gumma, M. K. and Velpuri, M.: Irrigated areas of India derived using MODIS 500 m time series for the years, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), 42–59, doi:10.1016/j.isprsjprs.2009.08.004, 2010.

van Dijk, A. I. J. M., Schellekens, J., Yebra, M., Beck, H. E., Renzullo, L. J., Weerts, A. and Donchyts, G.: Global 5 km resolution estimates of secondary evaporation including irrigation through satellite data assimilation, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 22(9), 4959–4980, doi:10.5194/hess-22-4959-2018, 2018.

van Dijk, M.: *A review of global scenario exercises for food security analysis: Assumptions and results.*, 2012.

Dorigo, W., Wagner, W., Albergel, C., Albrecht, F., Balsamo, G., Brocca, L., Chung, D., Ertl, M., Forkel, M., Gruber, A., Haas, E., Hamer, P. D., Hirschi, M., Ikonen, J., de Jeu, R., Kidd, R., Lahoz, W., Liu, Y. Y., Miralles, D., Mistelbauer, T., Nicolai-Shaw, N., Parinussa, R., Pratola, C., Reimer, C., van der Schalie, R., Seneviratne, S. I., Smolander, T. and Lecomte, P.: ESA CCI Soil Moisture for improved Earth system understanding: State-of-the art and future directions, *Remote Sensing of Environment*, 203, 185–215, doi:10.1016/j.rse.2017.07.001, 2017.

Droogers, P., Immerzeel, W. W. and Lorite, I. J.: Estimating actual irrigation application by remotely sensed evapotranspiration observations, *Agricultural Water Management*, 97(9), 1351–1359, doi:10.1016/j.agwat.2010.03.017, 2010.

Duchemin, B., Hadria, R., Er-Raki, S., Boulet, G., Maisongrande, P., Chehbouni, A., Escadafal, R., Ezzahar, J., Hoedjes, J. C. B., Kharrou, M. H., Khabba, S., Mougenot, B., Olioso, A., Rodriguez, J.-C. and Simonneaux, V.: 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, *Agricultural Water Management*, 79(1), 1–27, doi:10.1016/j.agwat.2005.02.013, 2006.

D'Urso, G.: Current Status and Perspectives for the Estimation of Crop Water Requirements from Earth Observation, *Italian Journal of Agronomy*, 5, 107–120, 2010.

Dyson, L. K.: History of Federal Drought Relief Programs, USDA., 1988.

El Hajj, M., Baghdadi, N., Zribi, M. and Bazzi, H.: Synergic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Images for Operational Soil Moisture Mapping at High Spatial Resolution over Agricultural Areas, *Remote Sensing*, 9(12), 1292, doi:10.3390/rs9121292, 2017.

Escorihuela, M. J. and Quintana-Seguí, P.: 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, 2016.

Evans, J. P. and Zaitchik, B. F.: Modeling the large-scale water balance impact of different irrigation systems: LARGE-SCALE WATER BALANCE OF DIFFERENT IRRIGATION SYSTEMS, *Water Resour. Res.*, 44(8), doi:10.1029/2007WR006671, 2008.

Fader, M., Shi, S., von Bloh, W., Bondeau, A. and Cramer, W.: Mediterranean irrigation under climate change: more efficient irrigation needed to compensate for increases in irrigation water requirements, *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(2), 953–973, doi:10.5194/hess-20-953-2016, 2016.

Fakir, Y., Berjamy, B., Le Page, M., Sgher, F., Nassah, H., Jarlan, L., Er Raki, S., Simonneaux, V. and Khabba, S.: Multi-modeling assessment of recent changes in groundwater resource: application to the semi-arid Haouz plain (Central Morocco), in *Geophysical Research Abstracts*, vol. 17, Vienna., 2015.

FAO, Ed.: Land evaluation for irrigated agriculture: guidelines, Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome., 1985.

FAO, Ed.: Coping with water scarcity: an action framework for agriculture and food security, Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome., 2012.

FAO: AQUASTAT Main Database, [online] Available from: <http://www.fao.org/nr/water/aquastat/data/query/> (Accessed 20 April 2020), 2016.

FAO: Water accounting for water governance and sustainable development, FAO., 2018.

Ferrant, S., Kerr, Y., Al Bitar, A. A., Le Page, M., Selle, A., Mermoz, S., Bouvier, A., Marechal, J.-C., Sat, T., Muddu, S., Dedieu, G., Le Toan, T. and Bustillo, V.: Synergetic use of Sentinel-1 and 2 to improve agro-hydrological modeling: Preliminary results on rice paddy detection in south-India, in European Space Agency, (Special Publication) ESA SP, vol. SP-740., 2016.

Ferrant, S., Selles, A., Le Page, M., Herrault, P.-A., Pelletier, C., Al-Bitar, A., Mermoz, S., Gascoin, S., Bouvet, A., Saqalli, M., Dewandel, B., Caballero, Y., Ahmed, S., Maréchal, J.-C. and Kerr, Y.: Detection of irrigated crops from Sentinel-1 and Sentinel-2 data to estimate seasonal groundwater use in South India, *Remote Sensing*, 9(11), doi:10.3390/rs9111119, 2017.

Filippucci, P., Tarpanelli, A., Massari, C., Serafini, A., Strati, V., Alberi, M., Raptis, K. G. C., Mantovani, F. and Brocca, L.: Soil moisture as a potential variable for tracking and quantifying irrigation: A case study with proximal gamma-ray spectroscopy data, *Advances in Water Resources*, 136, 103502, doi:10.1016/j.advwatres.2019.103502, 2020.

Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., Husak, G., Rowland, J., Harrison, L., Hoell, A. and Michaelsen, J.: The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes, *Sci Data*, 2(1), 150066, doi:10.1038/sdata.2015.66, 2015.

Gallego-Elvira, B., Oliso, A., Mira, M., Castillo, S. R., Boulet, G., Marloie, O., Garrigues, S., Courault, D., Weiss, M., Chauvelon, P. and Boutron, O.: EVASPA (EVapotranspiration Assessment from SPace) Tool: An overview, *Procedia Environmental Sciences*, 19, 303–310, doi:10.1016/j.proenv.2013.06.035, 2013.

Gallop, G., Hammond, A., Raskin, P. and Swart, R.: Global scenarios and human choice, Stockholm Environment Institute. ISBN, 91(7), 88714, 1997.

Gao, B. C.: NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space, *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257–266, doi:10.1016/S0034-4257(96)00067-3, 1996.

García-Ruiz, J. M., Nadal-Romero, E., Lana-Renault, N. and Beguería, S.: Erosion in Mediterranean landscapes: Changes and future challenges, *Geomorphology*, 198, 20–36, doi:10.1016/j.geomorph.2013.05.023, 2013.

Gascoin, S., Grizonnet, M., Bouchet, M., Salgues, G. and Hagolle, O.: Theia Snow collection: high-resolution operational snow cover maps from Sentinel-2 and Landsat-8 data, *Earth Syst. Sci. Data*, 11(2), 493–514, doi:10.5194/essd-11-493-2019, 2019.

Giorgi, F. and Lionello, P.: Climate change projections for the Mediterranean region, *Global and Planetary Change*, 63(2–3), 90–104, doi:10.1016/j.gloplacha.2007.09.005, 2008.

Global Water Partnership: Integrated water resources management, Global water partnership, Stockholm., 2000.

Gruber, A., Scanlon, T., van der Schalie, R., Wagner, W. and Dorigo, W.: Evolution of the ESA CCI Soil Moisture climate data records and their underlying merging methodology, *Earth Syst. Sci. Data*, 11(2), 717–739, doi:10.5194/essd-11-717-2019, 2019.

- Guo, D., Westra, S. and Maier, H. R.: An R package for modelling actual, potential and reference evapotranspiration, *Environmental Modelling and Software*, 78(October 2017), 216–224, doi:10.1016/j.envsoft.2015.12.019, 2016.
- Guzinski, R., Nieto, H., Sandholt, I. and Karamitilios, G.: Modelling High-Resolution Actual Evapotranspiration through Sentinel-2 and Sentinel-3 Data Fusion, *Remote Sensing*, 12(9), 1433, doi:10.3390/rs12091433, 2020.
- Hagolle, O., Dedieu, G., Mougenot, B., Debaecker, V., Duchemin, B. and Meygret, A.: Correction of aerosol effects on multi-temporal images acquired with constant viewing angles: Application to Formosat-2 images, *Remote Sensing of Environment*, 112(4), 1689–1701, doi:10.1016/j.rse.2007.08.016, 2008.
- Hain, C. R., Crow, W. T., Anderson, M. C. and Yilmaz, M. T.: Diagnosing Neglected Soil Moisture Source–Sink Processes via a Thermal Infrared–Based Two-Source Energy Balance Model, *Journal of Hydrometeorology*, 16(3), 1070–1086, doi:10.1175/JHM-D-14-0017.1, 2015.
- Hardin, G.: The Tragedy of the Commons, *Science*, 162(3859), 1243–1248, doi:10.1126/science.162.3859.1243, 1968.
- Hart, B. T. and Doolan, J.: Decision making in water resources policy and management: an Australian perspective, Academic Press, an imprint of Elsevier, London, United Kingdom., 2017.
- Houet, T., Marchadier, C., Bretagne, G., Moine, M. P., Aguejda, R., Viguié, V., Bonhomme, M., Lemonsu, A., Avner, P., Hidalgo, J. and Masson, V.: Combining narratives and modelling approaches to simulate fine scale and long-term urban growth scenarios for climate adaptation, *Environmental Modelling and Software*, 86, 1–13, doi:10.1016/j.envsoft.2016.09.010, 2016.
- Huffman, G. J., Bolvin, D. T., Braithwaite, D., Hsu, K., Joyce, R., Kidd, C., Nelkin, E. J., Sorooshian, S., Tan, J. and Xie, P.: NASA Global Precipitation Measurement (GPM) Integrated Multi-satellite Retrievals for GPM (IMERG)., 2019.
- Iglesias, A., Assimacopoulos, D. and Van Lanen, H. A. J.: Drought : science and policy, John Wiley & Sons., 2019.
- Inglada, J., Arias, M., Tardy, B., Hagolle, O., Valero, S., Morin, D., Dedieu, G., Sepulcre, G., Bontemps, S., Defourny, P. and Koetz, B.: Assessment of an Operational System for Crop Type Map Production Using High Temporal and Spatial Resolution Satellite Optical Imagery, *Remote Sensing*, 7(9), 12356–12379, doi:10.3390/rs70912356, 2015.
- IWMI: Global Irrigated Area Mapping at IWMI – where we are now and where we go next ., IWMI., 2005.
- Jalilvand, E., Tajrishy, M., Ghazi Zadeh Hashemi, S. A. and Brocca, L.: Quantification of irrigation water using remote sensing of soil moisture in a semi-arid region, *Remote Sensing of Environment*, 231, 111226, doi:10.1016/j.rse.2019.111226, 2019.
- Jarlan, L., Abaoui, J., Duchemin, B., Ouldbba, A., Tourre, Y. M., Khabba, S., Le Page, M., Balaghi, R., Mokssit, A. and Chehbouni, G.: Linkages between common wheat yields and climate in Morocco (1982-2008)., *International journal of biometeorology*, (Bolle 2002), doi:10.1007/s00484-013-0753-9, 2013.

- Jarlan, L., Khabba, S., Szczypta, C., Lili-Chabaane, Z., Driouech, F., Le Page, M., Hanich, L., Fakir, Y., Boone, A. and Boulet, G.: Water resources in South Mediterranean catchments Assessing climatic drivers and impacts, in *The Mediterranean Region under Climate Change. A Scientific Update*, pp. 303–309, Thiébaud S., Moatti J.-P., 2016.
- Jasechko, S., Sharp, Z. D., Gibson, J. J., Birks, S. J., Yi, Y. and Fawcett, P. J.: Terrestrial water fluxes dominated by transpiration, *Nature*, 496(7445), 347–350, doi:10.1038/nature11983, 2013.
- Jensen, M. E., Allen, R. G., Burmann, R. D. and Allen, R. G.: *Evaporation, Evapotranspiration and irrigation water requirements*, Second edition., ASCE., 2016.
- K. Didan: MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006, , doi:10.5067/MODIS/MOD13Q1.006, 2015.
- Katerji, N. and Rana, G.: Crop Reference Evapotranspiration: A Discussion of the Concept, Analysis of the Process and Validation, *Water Resources Management*, 25(6), 1581–1600, doi:10.1007/s11269-010-9762-1, 2011.
- Kerr, Y. H., Al-Yaari, A., Rodriguez-Fernandez, N., Parrens, M., Molero, B., Leroux, D., Bircher, S., Mahmoodi, A., Mialon, A., Richaume, P., Delwart, S., Al Bitar, A., Pellarin, T., Bindlish, R., Jackson, T. J., Rüdiger, C., Waldteufel, P., Mecklenburg, S. and Wigneron, J.-P.: Overview of SMOS performance in terms of global soil moisture monitoring after six years in operation, *Remote Sensing of Environment*, 180, 40–63, doi:10.1016/j.rse.2016.02.042, 2016.
- Kogan, F.: *Remote Sensing for Food Security*, Springer International Publishing, Cham., 2019.
- Kogan, F., Guo, W. and Yang, W.: Near 40-year drought trend during 1981-2019 earth warming and food security, *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 11(1), 469–490, doi:10.1080/19475705.2020.1730452, 2020.
- Kogan, F. N.: Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection, *Advances in Space Research*, 15(11), 91–100, doi:10.1016/0273-1177(95)00079-T, 1995.
- Kumar, S. V., Peters-Lidard, C. D., Santanello, J. A., Reichle, R. H., Draper, C. S., Koster, R. D., Nearing, G. and Jasinski, M. F.: Evaluating the utility of satellite soil moisture retrievals over irrigated areas and the ability of land data assimilation methods to correct for unmodeled processes, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19(11), 4463–4478, doi:10.5194/hess-19-4463-2015, 2015.
- Kustas, W. and Anderson, M.: Advances in thermal infrared remote sensing for land surface modeling, *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(12), 2071–2081, doi:10.1016/j.agrformet.2009.05.016, 2009.
- Kustas, W. P. and Norman, J. M.: Evaluation of soil and vegetation heat flux predictions using a simple two-source model with radiometric temperatures for partial canopy cover, *Agricultural and Forest Meteorology*, 94(1), 13–29, doi:10.1016/S0168-1923(99)00005-2, 1999.
- Lagouarde, J.-P. and Boulet, G.: Energy Balance of Continental Surfaces and the Use of Surface Temperature, in *Land Surface Remote Sensing in Continental Hydrology*, edited by N. Baghdadi and M. Zribi, pp. 323–361., 2016.
- Lawston, P. M., Santanello Jr., J. A., Franz, T. E. and Rodell, M.: Assessment of irrigation physics in a land surface modeling framework using non-traditional and human-practice datasets, *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(6), 2953–2966, doi:10.5194/hess-21-2953-2017, 2017a.

Lawston, P. M., Santanello, J. A. and Kumar, S. V.: Irrigation Signals Detected From SMAP Soil Moisture Retrievals: Irrigation Signals Detected From SMAP, *Geophysical Research Letters*, 44(23), 11,860–11,867, doi:10.1002/2017GL075733, 2017b.

Le Page, M., Berjamy, B., Fakir, Y., Bourgin, F., Jarlan, L., Abourida, a., Benrhanem, M., Jacob, G., Huber, M., Sghrer, F., Simonneaux, V. and Chehbouni, G.: 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, 2012.

Le Page, M., Toumi, J., Khabba, S., Hagolle, O., Tavernier, A., Kharrou, M., Er-Raki, S., Huc, M., Kasbani, M., Moutamanni, A., Yousfi, M. and Jarlan, L.: A Life-Size and Near Real-Time Test of Irrigation Scheduling with a Sentinel-2 Like Time Series (SPOT4-Take5) in Morocco, *Remote Sensing*, 6(11), 11182–11203, doi:10.3390/rs6111182, 2014.

Lockwood, S., Sarteel, M., Mudgal, S., Osann, A. and Calera, A.: Applying Earth observation to support the detection of non-authorised water abstractions, European Commission, DG Environment., 2014.

Loucks, D. P., van Beek, E., Stedinger, J. R., Dijkman, J. P. M., Villars, M. T., Beek, E. V. and van Beek, E.: *Water Resources Systems Planning and Management and Applications: An Introduction to Methods, Models and Applications*, UNESCO. [online] Available from: <http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=hcc346IkCAC&oi=fnd&pg=PR7&dq=Water+resources+systems+planning+and+management&ots=AVDtV9TI7a&sig=CxyTi23ncHhu9Djo3c1y0ifILNM>, 2005.

Loussert, R.: L'oléiculture marocaine : situation actuelle et perspective d'avenir, in *L'économie de l'olivier*, pp. 79–87, Allaya M., Paris., 1988.

Ludwig, W., Dumont, E., Meybeck, M. and Heussner, S.: River discharges of water and nutrients to the Mediterranean and Black Sea: Major drivers for ecosystem changes during past and future decades?, *Progress in Oceanography*, 80(3–4), 199–217, doi:10.1016/j.pocean.2009.02.001, 2009.

Mahmoud, M., Liu, Y., Hartmann, H., Stewart, S., Wagener, T., Semmens, D., Stewart, R., Gupta, H., Dominguez, D., Dominguez, F., Hulse, D., Letcher, R., Rashleigh, B., Smith, C., Street, R., Ticehurst, J., Twery, M., van Delden, H., Waldick, R., White, D. and Winter, L.: A formal framework for scenario development in support of environmental decision-making, *Environmental Modelling & Software*, 24(7), 798–808, doi:10.1016/j.envsoft.2008.11.010, 2009.

Malek, Ž., Verburg, P. H., R Geijzendorffer, I., Bondeau, A. and Cramer, W.: Global change effects on land management in the Mediterranean region, *Global Environmental Change*, 50, 238–254, doi:10.1016/j.gloenvcha.2018.04.007, 2018.

Mallampalli, V. R., Mavrommati, G., Thompson, J., Duveneck, M., Meyer, S., Ligmann-Zielinska, A., Druschke, C. G., Hychka, K., Kenney, M. A., Kok, K. and Borsuk, M. E.: Methods for translating narrative scenarios into quantitative assessments of land use change, *Environmental Modelling and Software*, 82, 7–20, doi:10.1016/j.envsoft.2016.04.011, 2016.

Manabe, S. and Wetherald, R. T. T.: Thermal Equilibrium of the Atmosphere with a Given Distribution of Relative Humidity., 1967.

March, H., Therond, O. and Leenhardt, D.: Water futures : Reviewing water-scenario analyses through an original interpretative framework, *Ecological Economics*, 82, 126–137, doi:10.1016/j.ecolecon.2012.07.006, 2012.

- Mariotti, A., Pan, Y., Zeng, N. and Alessandri, A.: Long-term climate change in the Mediterranean region in the midst of decadal variability, *Climate Dynamics*, 44(5–6), 1437–1456, doi:10.1007/s00382-015-2487-3, 2015.
- McKee, T. B., Doesken, N. J. and Kleist, J.: The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales, p. 6, Anaheim, Ca., 1993.
- McMahon, T. A., Peel, M. C., Lowe, L., Srikanthan, R. and McVicar, T. R.: Estimating actual, potential, reference crop and pan evaporation using standard meteorological data: a pragmatic synthesis, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 17(4), 1331–1363, doi:10.5194/hess-17-1331-2013, 2013.
- MED-EUWI working group on groundwater: Mediterranean Groundwater Report. [online] Available from: <http://www.semide.net/initiatives/medeuwi/JP/GroundWater>, 2007.
- Merlin, O., Malbêteau, Y., Notfi, Y., Bacon, S., Khabba, S. and Jarlan, L.: Performance Metrics for Soil Moisture Downscaling Methods: Application to DISPATCH Data in Central Morocco, *Remote Sensing*, 7(4), 3783–3807, doi:10.3390/rs70403783, 2015.
- Milano, M., Ruelland, D., Dezetter, A., Fabre, J., Ardoin-Bardin, S. and Servat, E.: Assessing the capacity of water resources to meet current and future water demands over the Ebro catchment (Spain), in *Proceeding of H09 - IAHS-IAPSO-IASPEI Assembly*, pp. 199–206, Gothenburg, Sweden., 2013.
- Mintzberg, H.: *Structure et dynamique des organisation*, Editions d'Organisation., Eyrolles., 1982.
- Mintzberg, H., Raisinghani, D. and Théorêt, A.: The Structure of “Unstructured” Decision Processes, *Administrative Science Quarterly*, 21(2), 246–275, doi:10.2307/2392045, 1976.
- Molle, F.: Nirvana Concepts, Narratives and Policy Models: Insights from the Water Sector, , 1(1), 26, 2008.
- Molle, F.: *Conflicting Policies: Agricultural Intensification, vs. Water Conservation in Morocco*, 2017.
- Monteith, J. L.: Evaporation and environment, in *Symposium of the society of experimental biology*, pp. 205–234, Cambridge University Press, Cambridge, UK., 1965.
- Moran, M. S., Maas, S. J. and Pinter, P. J.: Combining remote sensing and modeling for estimating surface evaporation and biomass production., 1995.
- Moss, R. H. H., Edmonds, J. A. A., Hibbard, K. A. A., Manning, M. R. R., Rose, S. K. K., Van Vuuren, D. P. P., Carter, T. R. R., Emori, S., Kainuma, M., Kram, T., Meehl, G. A. A., Mitchell, J. F. B. F. B., Nakicenovic, N., Riahi, K., Smith, S. J. J., Stouffer, R. J. J., Thomson, A. M. M., Weyant, J. P. P. and Wilbanks, T. J. J.: The next generation of scenarios for climate change research and assessment, *Nature*, 463(7282), 747–756, doi:10.1038/nature08823, 2010.
- Mu, Q., Zhao, M., Kimball, J. S., McDowell, N. G. and Running, S. W.: A Remotely Sensed Global Terrestrial Drought Severity Index, *Bulletin of the American Meteorological Society*, 94(1), 83–98, doi:10.1175/BAMS-D-11-00213.1, 2013.
- von Neumann, J. and Morgenstern, O.: *Theory of Games and Economic Behavior*, Princeton University Press., 1944.

Norman, J. M., Kustas, W. P. and Humes, K. S.: Source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature, *Agricultural and Forest Meteorology*, 77(3–4), 263–293, doi:10.1016/0168-1923(95)02265-Y, 1995.

Olivera-Guerra, L., Merlin, O., Er-Raki, S., Khabba, S. and Escorihuela, M. J.: Estimating the water budget components of irrigated crops: Combining the FAO-56 dual crop coefficient with surface temperature and vegetation index data, *Agricultural Water Management*, 208, 120–131, doi:10.1016/j.agwat.2018.06.014, 2018.

Olivera-Guerra, L., Merlin, O. and Er-Raki, S.: Irrigation retrieval from Landsat optical/thermal data integrated into a crop water balance model: A case study over winter wheat fields in a semi-arid region, *Remote Sensing of Environment*, 239, 111627, doi:10.1016/j.rse.2019.111627, 2020.

Ouaddi, N., Jarlan, L., Ezzahar, J., Zribi, M., Khabba, S., Bouras, E., Bousbih, S. and Frison, P.-L.: Monitoring of wheat crops using the backscattering coefficient and the interferometric coherence derived from Sentinel-1 in semi-arid areas, *Remote Sensing of Environment*, Submitted, 2019.

Ozdogan, M. and Gutman, G.: A new methodology to map irrigated areas using multi-temporal MODIS and ancillary data: An application example in the continental US, *Remote Sensing of Environment*, 112, 3520–3537, doi:10.1016/j.rse.2008.04.010, 2008.

Ozdogan, M., Rodell, M., Beaudoin, H. K. and Toll, D. L.: Simulating the Effects of Irrigation over the United States in a Land Surface Model Based on Satellite-Derived Agricultural Data, *Journal of Hydrometeorology*, 11(1), 171–184, doi:10.1175/2009JHM1116.1, 2010.

Palmer, W. C.: *Meteorological Drought*, US Department of Commerce, US Weather Bureau., 1965.

Pavelsky, T. M., Durand, M. T., Andreadis, K. M., Beighley, R. E., Paiva, R. C. D., Allen, G. H. and Miller, Z. F.: Assessing the potential global extent of SWOT river discharge observations, *Journal of Hydrology*, 519, 1516–1525, doi:10.1016/j.jhydrol.2014.08.044, 2014.

Peña-arancibia, J. L., Mcvicar, T. R., Paydar, Z., Li, L., Guerschman, J. P., Donohue, R. J., Dutta, D., Podger, G. M., Dijk, A. I. J. M. V. and Chiew, F. H. S.: Remote Sensing of Environment Dynamic identification of summer cropping irrigated areas in a large basin experiencing extreme climatic variability, *Remote Sensing of Environment*, 154, 139–152, doi:10.1016/j.rse.2014.08.016, 2014.

Penman, H. L.: Natural evaporation from open water, bare soil and grass, *Proc. Roy. Soc. London*, 120–145, 1948.

Planton, S., Lionello, P., Artale, V., Aznar, R., Carrillo, A., Colin, J., Congedi, L., Dubois, C., Elizalde, A., Gualdi, S., Hertig, E., Jacobeit, J., Jordà, G., Li, L., Mariotti, A., Piani, C., Ruti, P., Sanchez-Gomez, E., Sannino, G., Sevault, F., Somot, S. and Tsimplis, M.: The Climate of the Mediterranean Region in Future Climate Projections, in *The Climate of the Mediterranean Region*, pp. 449–502, Elsevier., 2012.

Portmann, F. T., Siebert, S. and Döll, P.: MIRCA2000 — Global monthly irrigated and rainfed crop areas around the year 2000 : A new high - resolution data set for agricultural and hydrological modeling, , 24, 1–24, doi:10.1029/2008GB003435, 2010.

Raskin, P., Gallopin, G., Gutman, P., Hammond, A. and Swart, R.: *Bending the Curve : Toward Global Sustainability*, Stockholm Environment Institute., 1998.

Reinhardt, J., Liersch, S., Abdeladhim, M. A., Diallo, M., Dickens, C., Fournet, S., Hattermann, F. F., Kabaseke, C., Muhumuza, M., Mul, M. L., Pilz, T., Otto, I. M. and Walz, A.: Systematic evaluation of scenario assessments supporting sustainable integrated natural resources management: Evidence from four case studies in Africa, *Ecology and Society*, 23(1), doi:10.5751/ES-09728-230105, 2018.

Riahi, K., van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'Neill, B. C., Fujimori, S., Bauer, N., Calvin, K., Dellink, R., Fricko, O., Lutz, W., Popp, A., Cuaresma, J. C., Kc, S., Leimbach, M., Jiang, L., Kram, T., Rao, S., Emmerling, J., Ebi, K., Hasegawa, T., Havlik, P., Humpenöder, F., Da Silva, L. A., Smith, S., Stehfest, E., Bosetti, V., Eom, J., Gernaat, D., Masui, T., Rogelj, J., Strefler, J., Drouet, L., Krey, V., Luderer, G., Harmsen, M., Takahashi, K., Baumstark, L., Doelman, J. C., Kainuma, M., Klimont, Z., Marangoni, G., Lotze-Campen, H., Obersteiner, M., Tabeau, A. and Tavoni, M.: The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview, *Global Environmental Change*, 42, 153–168, doi:10.1016/j.gloenvcha.2016.05.009, 2017.

Rijsberman, F. R. R.: Water scarcity: Fact or fiction?, *Agricultural Water Management*, 80(1-3 SPEC. ISS.), 5–22, doi:10.1016/j.agwat.2005.07.001, 2006.

Rodell, M. and Famiglietti, J. S.: An analysis of terrestrial water storage variations in Illinois with implications for the Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE), *Water Resour. Res.*, 37(5), 1327–1339, doi:10.1029/2000WR900306, 2001.

Roerink, G. J., Su, Z. and Menenti, M.: S-SEBI: A simple remote sensing algorithm to estimate the surface energy balance, *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 25(2), 147–157, doi:10.1016/S1464-1909(99)00128-8, 2000.

Romaguera, M., Krol, M. S., Salama, M. S., Hoekstra, A. Y. and Su, Z.: Determining Irrigated Areas and Quantifying Blue Water Use in Europe Using Remote Sensing Meteosat Second Generation (MSG) products and Global Land Data Assimilation System (GLDAS) Data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 78(8), 861–873, doi:0099-1112/12/7808-861/\$3.00/0, 2012.

Romaguera, M., Krol, M., Salama, Mhd., Su, Z. and Hoekstra, A.: Application of a Remote Sensing Method for Estimating Monthly Blue Water Evapotranspiration in Irrigated Agriculture, *Remote Sensing*, 6(10), 10033–10050, doi:10.3390/rs61010033, 2014.

Sanchez, I., Zapata, N., Faci, J. M. and Martínez-Cob, A.: The spatial variability of the wind in a sprinkler irrigated district: Implications for irrigation management, *Biosystems Engineering*, 109(1), 65–76, doi:10.1016/j.biosystemseng.2011.02.003, 2011.

Seckler, D., Amarasinghe, U., Molden, D., de Silva, R. and Barker, R.: World water demand and supply, 1990 to 2025: Scenarios and issues, International Water Management Institute, Colombo, Sri Lanka., 1998.

Shuttleworth, J.: Evapotranspiration Measurement Methods, *SouthWest Hydrology*, (February), 22–23, 2008.

Shuttleworth, W. J.: Terrestrial hydrometeorology, Wiley-Blackwell., 2012.

Siebert, S., Hoogeveen, J., Faures, J.-M., Frenken, K., Feick, S., Döll, P., Hoogeveen, J., Faures, J.-M., Frenken, K. and Feick, S.: Development and validation of the global map of irrigation areas, *Hydrology and Earth System Sciences*, 2(4), 1299–1327, doi:10.5194/hessd-2-1299-2005, 2005.

Siebert, S., Kummu, M., Porkka, M., Döll, P., Ramankutty, N. and Scanlon, B. R.: A global data set of the extent of irrigated land from 1900 to 2005, *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(3), 1521–1545, doi:10.5194/hess-19-1521-2015, 2015.

Simon, H.: *Models of man: social and rational; mathematical essays on rational human behavior in society setting*, Wiley., 1957.

Simonneaux, V., Duchemin, B., Helson, D., Er-Raki, S., Oliso, A. and Chehbouni, A. G.: The use of high-resolution image time series for crop classification and evapotranspiration estimate over an irrigated area in central Morocco, *International Journal of Remote Sensing*, 29(1), 95–116, doi:10.1080/01431160701250390, 2008.

Soubeyroux, J.-M., Kitova, N., Blanchard, M., Vidal, J.-P., Martin, É. and Dandin, P.: Sécheresses des sols en France et changement climatique: Résultats et applications du projet ClimSec, *La Météorologie*, 8(78), 21, doi:10.4267/2042/47512, 2012.

Steduto, P., Hsiao, T. C., Fereres, E. and Raes, D., Eds.: *Crop yield response to water*, Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome., 2012.

Su, Z.: The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 6(1), 85–100, doi:10.5194/hess-6-85-2002, 2002.

Sun, Q., Miao, C., Duan, Q., Ashouri, H., Sorooshian, S. and Hsu, K.: A Review of Global Precipitation Data Sets: Data Sources, Estimation, and Intercomparisons, *Rev. Geophys.*, 56(1), 79–107, doi:10.1002/2017RG000574, 2018.

Svoboda, M. D., Fuchs, B. A., *Integrated Drought Management Programme*, World Meteorological Organization, Global Water Partnership, University of Nebraska--Lincoln and National Drought Mitigation Center: *Handbook of drought indicators and indices.*, 2016.

Swart, R. J., Raskin, P. and Robinson, J.: The problem of the future: sustainability science and scenario analysis, *Global Environmental Change*, 14(2), 137–146, doi:10.1016/j.gloenvcha.2003.10.002, 2004.

Tague, C. L., Moritz, M. and Hanan, E.: The changing water cycle: The eco-hydrologic impacts of forest density reduction in Mediterranean (seasonally dry) regions, *WIREs Water*, e1350, doi:10.1002/wat2.1350, 2019.

Tapley, B. D., Bettadpur, S., Watkins, M. and Reigber, C.: The gravity recovery and climate experiment: Mission overview and early results: GRACE MISSION OVERVIEW AND EARLY RESULTS, *Geophys. Res. Lett.*, 31(9), n/a-n/a, doi:10.1029/2004GL019920, 2004.

Teluguntla, P., Thenkabail, P. S., Xiong, J., Congalton, R., Tilton, J., Sankey, T. T. and Massey, R.: Global Cropland Area Database (GCAD) derived from Remote Sensing in Support of Food Security in the Twenty-first Century : Current Achievements and Future Possibilities, in “Remote Sensing Handbook” Volume II: Land Resources: Monitoring, Modeling, and Mapping: Advances over Last 50 Years and a Vision for the Future, vol. II, edited by P. S. Thenkabail, pp. 1–45, Taylor and Francis Inc./CRC Press., 2015.

Teluguntla, P., Thenkabail, P. S., Xiong, J., Gumma, M. K., Congalton, R. G., Oliphant, A., Poehnelt, J., Yadav, K., Rao, M. and Massey, R.: Spectral matching techniques (SMTs) and automated cropland classification algorithms (ACCAs) for mapping croplands of Australia using MODIS 250-m time-series (2000–2015) data, *International Journal of Digital Earth*, 10(9), 944–977, doi:10.1080/17538947.2016.1267269, 2017.

Thenkabail, P. S., Schull, M. and Turrall, H.: Ganges and Indus river basin land use/land cover (LULC) and irrigated area mapping using continuous streams of MODIS data, *Remote Sensing of Environment*, 95, 317–341, doi:10.1016/j.rse.2004.12.018, 2005.

Thenkabail, P. S., Biradar, C. M., Turrall, H., Noojipady, P., Li, Y. J., Vithanage, J., Dheeravath, V., Velpuri, M., Schull, M., Cai, X. and Dutta, R.: An Irrigated Area Map of the World (1999) Derived from Remote Sensing, IWMI research report 105., 2006.

Thenkabail, P. S., Biradar, C. M., Noojipady, P., Dheeravath, V., Li, Y., Velpuri, M., Gumma, M., Gangalakunta, O. R. P., Turrall, H., Cai, X., Vithanage, J., Schull, M. a. and Dutta, R.: Global irrigated area map (GIAM), derived from remote sensing, for the end of the last millennium, *International Journal of Remote Sensing*, 30(December 2014), 3679–3733, doi:10.1080/01431160802698919, 2009.

Titeux, N., Henle, K., Mihoub, J. B., Regos, A., Geijzendorffer, I. R., Cramer, W., Verburg, P. H. and Brotons, L.: Biodiversity scenarios neglect future land-use changes, *Global change biology*, 22(7), 2505–2515, doi:10.1111/gcb.13272, 2016.

Trenberth, K. E., Smith, L., Qian, T., Dai, A. and Fasullo, J.: Estimates of the Global Water Budget and Its Annual Cycle Using Observational and Model Data, *Journal of Hydrometeorology*, 8(4), 758–769, doi:10.1175/JHM600.1, 2007.

Tucker, C. J.: Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation, *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127–150, 1979.

UN-Division of Sustainable Development: Agenda 21, [online] Available from: <https://sustainabledevelopment.un.org/content/documents/Agenda21.pdf>, 1992.

UN-Water: Status report on IWRM and Water Efficiency Plans for CDS16., 2008.

USDA-NRCS: National Engineering Handbook, Part 623., 1993.

Veyrac-Ben Ahmed, B.: Les agriculteurs face aux sécheresses: adaptation des pratiques et impacts environnementaux: étude à travers l'exemple du bassin versant du Lemboulas (Bas-Quercy, Midi-Pyrénées), Toulouse. [online] Available from: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00852420>, 2013.

Vicente-Serrano, S. M., Beguería, S. and López-Moreno, J. I.: A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index, *Journal of Climate*, 23(7), 1696–1718, doi:10.1175/2009JCLI2909.1, 2010.

Vidal, J.-P., Martin, E., Franchistéguy, L., Habets, F., Soubeyroux, J.-M., Blanchard, M. and Baillon, M.: Multilevel and multiscale drought reanalysis over France with the Safran-Isba-Modcou hydrometeorological suite, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 14(3), 459–478, doi:10.5194/hess-14-459-2010, 2010.

Wagner, W., Lemoine, G. and Rott, H.: 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, 1999.

Wagner, W., Hahn, S., Kidd, R., Melzer, T., Bartalis, Z., Hasenauer, S., Figa-Saldaña, J., de Rosnay, P., Jann, A., Schneider, S., Komma, J., Kubu, G., Brugger, K., Aubrecht, C., Züger, J., Gangkofner, U., Kienberger, S., Brocca, L., Wang, Y., Blöschl, G., Eitzinger, J. and Steinnocher, K.: The ASCAT Soil

Moisture Product: A Review of its Specifications, Validation Results, and Emerging Applications, *Meteorologische Zeitschrift*, 22(1), 5–33, doi:10.1127/0941-2948/2013/0399, 2013.

Wallace, J. S.: Increasing agricultural water use efficiency to meet future food production, *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 82(1–3), 105–119, doi:10.1016/S0167-8809(00)00220-6, 2000.

Waller, P. and Yitayew, M.: *Irrigation and Drainage Engineering*, Springer International Publishing, Cham., 2016.

Wan, S., Hook, S. and Hulley, G.: MOD11C3 MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity Monthly L3 Global 0.05Deg CMG V006, NASA EOSDIS Land Processes DAAC., 2015.

Wang, G., Mang, S., Cai, H., Liu, S., Zhang, Z., Wang, L. and Innes, J. L.: Integrated watershed management: evolution, development and emerging trends, *Journal of Forestry Research*, 27(5), 967–994, doi:10.1007/s11676-016-0293-3, 2016.

Weber, M.: *L'Éthique protestante et l'Esprit du capitalisme.*, 1905.

Weiss, M., Baret, F., Smith, G. J., Jonckheere, I. and Coppin, P.: Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination, Part II. Estimation of LAI, errors and sampling, *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1–2), 37–53, doi:10.1016/j.agrformet.2003.08.001, 2004.

Xu, T., Guo, Z., Xia, Y., Ferreira, V. G., Liu, S., Wang, K., Yao, Y., Zhang, X. and Zhao, C.: Evaluation of twelve evapotranspiration products from machine learning, remote sensing and land surface models over conterminous United States, *Journal of Hydrology*, 578, 124105, doi:10.1016/j.jhydrol.2019.124105, 2019.

Zaussinger, F., Dorigo, W., Gruber, A., Tarpanelli, A., Filippucci, P. and Brocca, L.: Estimating irrigation water use over the contiguous United States by combining satellite and reanalysis soil moisture data, *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(2), 897–923, doi:10.5194/hess-23-897-2019, 2019.

Zheng, B., Myint, S. W., Thenkabail, P. S. and Aggarwal, R. M.: A support vector machine to identify irrigated crop types using time-series Landsat NDVI data, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 34, 103–112, doi:10.1016/j.jag.2014.07.002, 2015.

ANNEXES

MODÈLE DE BILAN HYDRIQUE UTILISÉ POUR LA DÉTECTION DES IRRIGATIONS

(1) Initialization

$$TAW = (\theta_{fc} - \theta_{wp}) \cdot Zr_0$$

$$TEW = \theta_{fc} - \left(\frac{\theta_{wp}}{2}\right) \cdot Ze$$

$$TDW = (\theta_{fc} - \theta_{wp}) \cdot Zd$$

$$REW = \text{fixed value found in FAO - 56 table 19}$$

$$RAW = p \cdot TAW$$

$$De = TEW \cdot Hi ; Dr = TAW \cdot Hi ; Dd = TDW \cdot Hi$$

Where TAW: Total Available Water

TEW: Total Evaporable Water

TDW: Total Deep Water

REW: Readily Evaporable Water

RAW: Readily Available Water

De, Dr, Dd: Depletion for upper, middle and lower bucket.

Zr0: Initial root depth obtained from eq15

Ze: Evaporable depth depends of the soil. Ze is associated with the upper soil of the soil map, and can be found in table xxx from FAO-56

Zd: maximum depth as described in the soil map.

(2) Horizontal partition according to fraction cover and fraction wet

First, horizontal partition of the upper layer is carried on comparing the fraction wet (fw) to the fraction cover derived from NDVI. The soil wetted by both irrigation and precipitation (Few_i) and the soil wetted by precipitation (Few_p) are computed as follows:

$$Few_i = \min(1 - Fc_{sat}, fw) \quad \text{with } 1 \geq few_i \geq 0.001$$

$$Few_p = 1 - Fc_{sat} - few_i \quad \text{with } 1 \geq few_p \geq 0.001$$

(3) Rooting depth

Rooting depth is actualized when maximum root depth is different from minimum root depth, in fact for annual crops. Rooting Depth is derived from a linear relation to Fraction Cover which assumes that the crop will reach its full rooting at maximum fraction cover.

$$Zr_i = \frac{Fc_i}{\text{Max}(Fc)} \cdot \text{MaxZr}(LC)$$

Where Zr_i= Root Depth at day i, with Zr_i>Z_e+0.01

Fc=Fraction Cover of the day

Max(Fc)= Maximum Fraction Cover of the time serie

MaxZr(LC)= parameter for Max Root Depth of this LC

As roots may enter different soil horizons, average wilting point and field capacity are taken from the pre-processed soil map mentioned earlier. Depletions are then actualized in the deep and root bucket.

$$Dr_j = [Dr_{j-1} + (\theta_{fc} - \theta_{wp}) \cdot (Zr_j - Zr_{j-1}) \cdot \left(\frac{Dd}{TDW}\right)] \geq 0$$

$$Dd_j = [Dd_{j-1} + (\theta_{fc} - \theta_{wp}) \cdot (Zr_j - Zr_{j-1}) \cdot \left(\frac{Dr}{TAW}\right)] \geq 0$$

Readily Available Water is actualized with the equation from FAO-56:

$$RAW_j = RAW_{j-1} + (TAW * (p + 0.04 * (5 - EThb_{j-1})))$$

(4) Water balance, part 1

The water balance proceeds to input water from Irrigation (I) which either comes from actual or simulated irrigation and rainfall (R):

$$Dep_j = 0 \leq Dep_{j-1} - R \leq TEW$$

$$De_j = 0 \leq \left(De_{j-1} - R - \frac{I}{f_w} \right) \leq TEW$$

$$Dr_j = Dr_{j-1} - R - \frac{I}{f_w} \quad \text{if } Dr_j < 0 \quad (Dp = -Dr)$$

$$0 \leq Dr_j \leq TAW \quad Dd \leq TDW$$

(5) Evapotranspiration

Stresses are calculated. They represent the stress after receiving water input, and after root actualization induced from the EO of the day. As remote sensing images are generally shot at mid-day, it appears to be a good compromise. Kr , the reduction coefficient for evaporation is expressed for the few_i and few_p fractions as

$$Kr_i = \frac{TEW - De(j-1)}{TEW - REW} \quad \text{for } De(j-1) \geq 0$$

$$Kr_p = \frac{TEW - Dep(j-1)}{TEW - REW} \quad \text{for } Dep(j-1) \geq 0$$

A weighting coefficient (W) for partitioning the energy available for evaporation in the two wetted, exposed fractions of the surface layer, depending on water availability is calculated:

$$W = 1 / \left(1 + \left(\frac{few_p \cdot (TEW - Dep)}{few_i \cdot (TEW - De)} \right) \right)$$

$$\text{with } 0 \leq De \leq TEW \quad ; \quad 0 \leq Dep \leq TEW \quad ; \quad few_i \cdot (TEW - Dep) > .001$$

Evaporation coefficients are finally obtained with:

$$Ke_i = \left[Kr_i \cdot W \cdot ((Kc_{max} - Kcb) > 0.05) < (few_i \cdot (Kc_{max} > kcb + 0.05)) \right] \geq 0$$

$$Ke_p = \left[Kr_p \cdot (1 - W) \cdot ((Kc_{max} - Kcb) > 0.05) < (few_p \cdot (Kc_{max} > kcb + 0.05)) \right] \geq 0$$

The calculation of Ks , the reduction coefficient for basal evapotranspiration, does not change from FAO-56, it is computed with:

$$Ks = (TAW - (\max(Dr, RAW))) / (TAW - RAW)$$

Evapotranspiration of the water budget is finally calculated:

$$ET_{hb} = ET_0 \cdot (Ks \cdot Kcb_{interp} + (Ke_i + Ke_p))$$

(6) Water balance, part 2

We can now conclude with the calculation of the water budget.

Two coefficients (K_{ti} , K_{tp}) are introduced for the purpose of separating the proportion of basal $ET = K_{cb} \cdot ET_0$ extracted as transpiration into the two fractions of the upper layer.

Those coefficients vary from 0 to 1, and are calculated for $1 - Dr/TAW \geq 0.001$

$$K_{ti} = \left[\frac{\left(1 - \frac{De}{TEW}\right)}{1 - \frac{Dr}{TAW}} \right] \cdot \left(\frac{Ze}{Zr}\right)^{0.6} \leq 1$$

$$K_{tp} = \left[\frac{\left(1 - \frac{De}{TEW}\right)}{1 - \frac{Dr}{TAW}} \right] \cdot \left(\frac{Ze}{Zr}\right)^{0.6} \leq 1$$

Water balance is computed for the two fractions of the upper layer:

$$Dep_j = 0 \leq \left[Dep_{j-1} + \frac{K_{ep} \cdot ET_0}{f_{ewp}} + (K_{tp} \cdot K_{cp} \cdot K_s \cdot ET_0) \right] \leq TEW$$

$$De_j = 0 \leq \left[De_{j-1} + \frac{(K_{ei} + K_{ep}) \cdot ET_0}{f_{ewi}} + (K_{ti} \cdot K_{cb_{interp}} \cdot K_s \cdot ET_0) \right] \leq TEW$$

The root layer is actualized taking into account evapotranspiration:

$$Dr_i = Dr_{i-1} + ET_{hb}$$

CONFÉRENCES, ARTICLE DE VULGARISATION, LOGICIEL

CONFÉRENCE EGU PLINIUS, MONTPELLIER, 2018

Plinius Conference Abstracts
Vol. 16, Plinius16-53, 2018
16th Plinius Conference on Mediterranean Risks
© Author(s) 2018. CC Attribution 4.0 license.



Analysis and predictability of drought in North Africa using optical, thermal and microwave remote sensing time series

Michel Le Page and Mehrez Zribi
cesbio, Toulouse, France

Agricultural drought occurs after a meteorological drought. Below-normal soil moisture can prevent plants from developing normally over a period of time having important consequences on food security and social stability, particularly in already low-water resource areas like semi-arid areas. We propose to analyze the potential of multi-remote sensing sensors for the quantification and predictability of drought. This study is applied in North Africa at the administrative division for the period 2007-2018. Three satellite products are considered in estimation of drought indices, NDVI, soil moisture index SWI, and land surface temperature LST. Three anomaly indices are considered in our study, VAI, MAI and TAI are normalized temporal indices built on the same formalism. Based on a vector considering these three indices, drought severity mapping is proposed using supervised classification. Then, an analysis of the inter-variable correlation and the time lagged correlation are performed. We analyze the ability of two methods to make an early prediction of drought. The analog method aims to search for the closest season available in the time series compared to the current season. This method appears to offer good performance in terms of likely trajectories, with 72% of the objective season set in April already found in January, yet the short length of our study period should temper those results. We will also implement the more traditional stochastic model called Vector AutoRegressive (VAR) and analyze the performance of the forecast. Most of the work presented here is implemented into a web application that allows to navigate in space and time to explore the trajectories of the state and anomaly indicators.

ABSTRACT EGU 2020, VIENNE



EGU2020-8588

<https://doi.org/10.5194/egusphere-egu2020-8588>

EGU General Assembly 2020

© Author(s) 2020. This work is distributed under the Creative Commons Attribution 4.0 License.



Detection of irrigation events on maize plots using sentinel-1 soil moisture products

Michel Le Page¹, Lionel Jarlan¹, Aaron Boone², Mohammad El Hajj³, Nicolas Baghdadi³, and Mehrez Zribi¹

¹CESBIO (UPS/CNRS/IRD/CNES/INRA), 18, Avenue Edouard Belin, 31401, Toulouse Cedex 9, France

²CNRM (Météo-France/CNRS), Toulouse, France

³INRAE, UMR TETIS, University of Montpellier, 34093 Montpellier Cedex 5, France

An accurate knowledge of irrigation timing and rate is essential to compute the water balance of irrigated plots. However, at the plot scale irrigation is a data essentially known by the irrigator. These data do not go up to higher management scales, thus limiting both the management of water resources on a regional scale and the development of irrigation decision support tools at the farm scale. The study focuses on 6 experimental plots in the south-west of France. The new method consists in assessing surface soil moisture (SSM) change between observations and a water balance model. The approach was tested using both in situ measurements and surface soil moisture (SSM) maps derived from Sentinel-1 radar data. The score is obtained by assessing if the irrigation event is detected within +/- three days. The use of in situ SSM showed that: (1) the best revisit time between two SSM observations is 3 days; short gaps is subject to uncertainties while longer gap miss possible SSM variations; (2) in general, higher rates (>20mm) of irrigation are well identified while it is very difficult to identify irrigation event when it is raining or when irrigation rates are small (<10mm). When using the SSM microwave product, the performances are degraded but are still acceptable given the discontinuity of irrigation events: 34% of absolute error and a bias of 5% for the whole season. Although high vegetation cover degrades the SSM absolute estimates, the dynamic appeared to be in accordance with in-situ measurements.

ARTICLE SUR LE WEB DE L'INSU

<https://www.insu.cnrs.fr/fr/cnrsinfo/lobservaion-spatiale-pour-le-suivi-operationnel-de-la-secheresse-en-france>, 20 Août 2020



INSU
Structures
Recherche
International

Actualités
Agenda
Espace labo
Espace grand public



Effet de la sécheresse sur des estives dans les Pyrénées, août 2020. © CESBIO

Accueil > Actualités

L'observation spatiale pour le suivi opérationnel de la sécheresse en France

27 août 2020

RESULTAT SCIENTIFIQUE SURFACES CONTINENTALES

Dans le contexte des changements climatiques, les phénomènes extrêmes et particulièrement la sécheresse sont de plus en plus fréquents en France. La détection, la quantification et le suivi de ces phénomènes sont essentiels pour les gestionnaires des ressources en eau et de l'agriculture. De nombreuses séries temporelles de données satellitaires (AVHRR, MODIS, ASCAT, SMOS...), dont certaines dépassent trente ans, sont disponibles. Elles permettent de réaliser des analyses statistiques des anomalies de propriétés de surface tel que le contenu en eau du sol ou le développement du couvert végétal et ainsi de proposer des indicateurs décrivant notamment la sécheresse agronomique.

Deux chercheurs du Centre d'études spatiales de la biosphère (CESBIO/OMP, CNRS / Université Paul Sabatier / IRD / CNES) ont décrit le potentiel de ces indices basés sur des mesures multi-capteurs multi-spectrales pour la quantification et l'identification des phénomènes de sécheresse. Il s'agit particulièrement des indices MAI (Moisture anomaly index) et VAI (Vegetation anomaly index) estimés respectivement à partir des mesures satellitaires micro-ondes et optiques. Ces informations peuvent jouer un rôle complémentaire aux produits opérationnels proposés par les services météorologiques pour une compréhension globale du phénomène de sécheresse et de ses conséquences.

Afin de faciliter l'accès à ces informations, une plateforme web FREDI (<http://osr-cesbio.ups-tlse.fr/fredi/>) a été créée qui décrit ces indices en France métropolitaine à l'échelle de la région ou du département. Elle illustre la situation de la sécheresse des vingt dernières années à l'échelle mensuelle. Elle montre notamment le caractère exceptionnel de la sécheresse de l'été 2019, assez généralisée sur la France, ainsi que le contexte de manque d'eau de l'été 2020, particulièrement sur les régions du Nord de la France au début de l'été.

En savoir plus

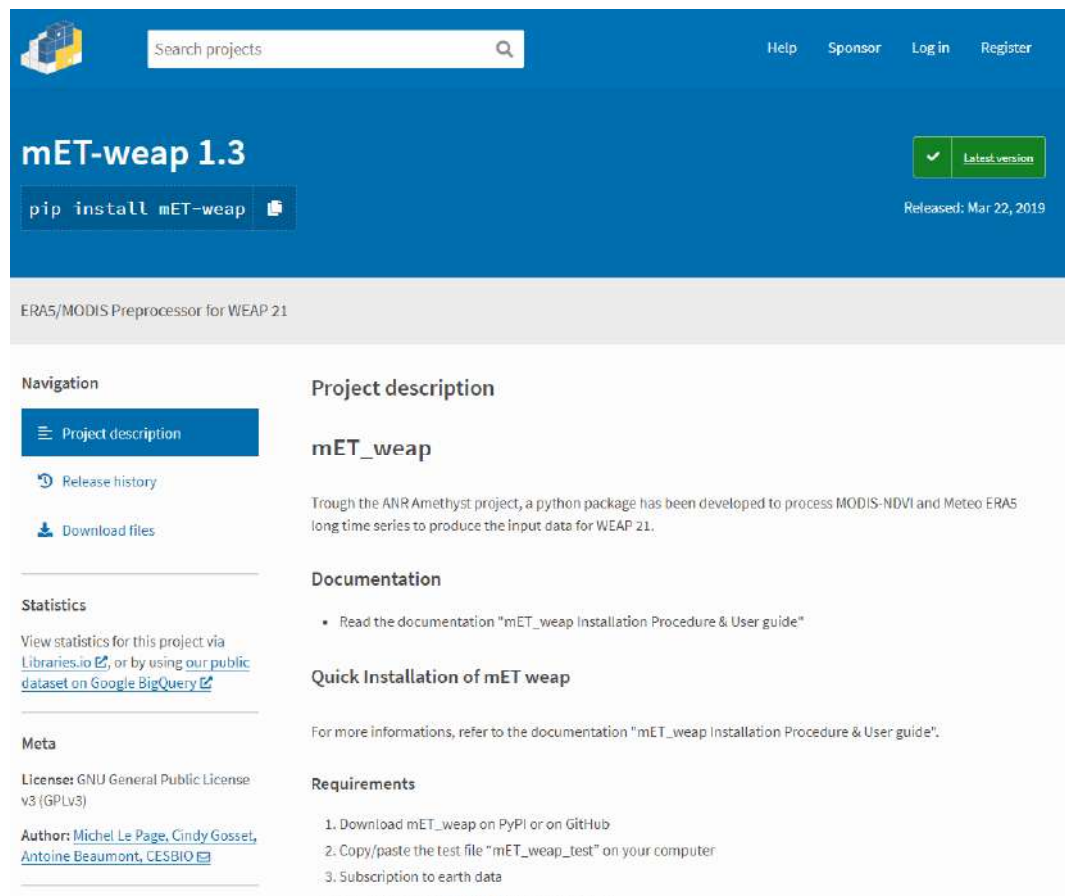
Le Page, M., Zribi, M., Analysis and Predictability of Drought In Northwest Africa Using Optical and Microwave Satellite Remote Sensing Products, Scientific Reports/Nature, 9,1466 (2019)

Contact

 Michel Le Page
CESBIO/OMP
 michelle_page@ird.fr

 Mehrez Zribi
CESBIO/OMP
 mehrez.zribi@cesbio.cnrs.fr

CHAÎNE DE TRAITEMENT MET-WEAP



Search projects

Help Sponsor Log in Register

mET-weap 1.3

✓ Latest version

Released: Mar 22, 2019

```
pip install mET-weap
```

ERA5/MODIS Preprocessor for WEAP 21

Navigation

- Project description
- Release history
- Download files

Statistics

View statistics for this project via [Libraries.io](#), or by using our [public dataset on Google BigQuery](#)

Meta

License: GNU General Public License v3 (GPLv3)

Author: [Michel Le Page](#), [Cindy Gosset](#), [Antoine Beaumont](#), [CESBIO](#)

Project description

mET_weap

Trough the ANR Amethyst project, a python package has been developed to process MODIS-NDVI and Meteo ERA5 long time series to produce the input data for WEAP 21.

Documentation

- Read the documentation "mET_weap Installation Procedure & User guide"

Quick Installation of mET weap

For more informations, refer to the documentation "mET_weap Installation Procedure & User guide".

Requirements

- Download mET_weap on PyPI or on GitHub
- Copy/paste the test file "mET_weap_test" on your computer
- Subscription to earth data
- Subscription to the GDAL/PROJ/Python