

**Mémoire
présenté pour l'obtention du diplôme
d'Ingénieur AgroParisTech**

Dominante d'Approfondissement (3^{ème} année)
AgroParisTech :
Gestion des interactions Eau-Agriculture face aux Changements
globaux (GEAC)

**Potentiel de la télédétection optique pour estimer
l'humidité de surface du sol par la méthode OPTRAM**

par Rémi SCHALCK

Année de soutenance : 2025

Mémoire présenté le

23/09/2025

Devant le jury :

Jean-Stéphane BAILLY

Henri BAZZI

Gabrielle RUDI

Organisme d'accueil :

Société du Canal de Provence

Enseignant(s) tuteur :

Jean-Stéphane BAILLY

Maître de stage :

Nicolas URRUTY

RESUME

Ce mémoire explore le potentiel des données optiques Sentinel-2 pour l'estimation de l'humidité de surface des sols en contexte agricole. L'étude porte sur des parcelles de la zone de gestion de la Société du Canal de Provence équipée de sondes de mesure in situ. L'application du modèle OPTRAM, basé sur la relation entre les indices NDVI et STR (réflectance SWIR modifiée) permet de reproduire certaines dynamiques temporelles d'humidité, mais avec des performances variables selon les cultures. Les corrélations globalement faibles mettent en évidence un biais dans la méthode de calibration, suggérant que celle-ci devrait s'appuyer sur une plage d'acquisitions plutôt que sur une seule image. La correction de cette étape ouvre des perspectives pour un suivi opérationnel de l'humidité des sols, notamment dans le cas des cultures pérennes.

ABSTRACT

This thesis explores the potential of Sentinel-2 optical data for estimating surface soil moisture in an agricultural context. The study focuses on plots in the Société du Canal de Provence management area equipped with in situ humidity measurement sensors. The application of the OPTRAM model, based on the relationship between NDVI and STR (modified SWIR reflectance) indices, makes it possible to reproduce certain temporal moisture dynamics, but with variable performance depending on the crop. The generally weak correlations highlight a bias in the calibration method, suggesting that it should be based on a range of acquisitions rather than a single image. Correcting this step opens prospects for operational monitoring of soil moisture, particularly in the case of perennial crops.

REMERCIEMENTS

Je souhaite exprimer ma sincère gratitude à mon encadrant de stage, Nicolas URRUTY, pour son suivi et son accompagnement des derniers mois.

Je tiens, par ailleurs, à remercier Jean-Stéphane BAILLY, mon tuteur pédagogique à AgroParisTech pour son suivi, ainsi que Gabrielle RUDI. Merci à eux d'avoir été disponibles lorsque cela n'allait pas.

Arnaud OUEDRAOGO, Mamadou DIARRA et Julien LECOLLINET ont toute ma reconnaissance, notamment en ce qui concerne le suivi technique.

Je remercie vivement l'alliance Harvest pour le co-financement de ce stage, et tout particulièrement les membres du groupe de travail irrigation pour leur suivi et leurs retours lors des réunions. Quant à Aurélie CORNUEJOLS et Sophie MARTIN, elles ont également ma gratitude. Leur positivité à toute épreuve m'a été d'une grande aide, et je les remercie encore une fois pour la visite du campus effectuée à leurs côtés. Je suis profondément redevable à Claire RICHERT pour son soutien durant toute la période. L'un de mes plus grands regrets est de ne pas avoir mis en place de *review* de code ensemble.

Un immense merci à Séréna, Émilie et Léna pour nos repas, nos bières, nos moments de partage et pour avoir rendu ce quotidien tellement plus agréable. J'aurais peut-être dû aller travailler dans votre bureau finalement.

Ma reconnaissance va également à l'équipe du DSA et notamment Juliet GIRARD pour son aide ponctuelle et ses précieux retours sur mon travail.

Enfin, je n'oublierai pas toute l'équipe du DAH, pour sa bonne ambiance et tous ces instants à la pause-café. Je partirai sans que les mystères de la porte d'entrée cassée et le vol des makrouts soient élucidés, à mon grand regret.

TABLE DES MATIERES

1	Introduction.....	1
1.1	Présentation de la structure accueillante.....	1
1.2	Enjeux sociétaux et scientifiques	3
1.3	Contexte et problématique	3
1.4	Plan du rapport.....	4
2	État de l'art	5
2.1	Principes de la télédétection spatiale	5
2.2	Estimation de l'humidité du sol par télédétection	7
2.2.1	Les données radar	8
2.2.2	Les données optiques.....	10
2.2.3	Les indices de végétation basés sur les bandes optiques	11
2.2.4	Le modèle OPTRAM.....	12
2.3	Les applications issues de l'estimation spatiale de l'humidité des sols	15
2.4	Apports et limites des données Sentinel pour l'estimation de l'humidité du sol	16
3	Objectifs et hypothèses et l'étude.....	17
3.1	Objectif général	17
3.2	Sous-objectifs	17
3.3	Hypothèses considérées.....	17
4	Matériel et méthodes.....	18
4.1	Données utilisées	18
4.2	Application de la méthode OPTRAM.....	21
4.2.1	Calibration du modèle	21
4.2.2	Méthode de paramétrisation automatique	22
4.2.3	Métriques	23
5	Résultats	24
5.1	Calibration des modèles	24
5.2	Pixel versus parcelle	25
5.3	Humidité au cours du temps	26

6	Discussion	29
6.1	Méthode de calibration	29
6.2	Résultats OPTRAM	31
6.3	Apports et limites de l'approche	32
7	Perspectives.....	33
7.1	Vers un modèle OPTRAM robuste par culture et par zone	33
7.2	De la détection des irrigations à la quantification des volumes à l'échelle parcellaire 34	
7.3	Des futures missions satellitaires prometteuses.....	35
8	Conclusion	36
9	References bibliographiques	37
10	Annexes	40

GLOSSAIRE

Constante diélectrique : Grandeur physique qui décrit la capacité d'un sol à stocker et transmettre l'énergie électromagnétique, elle est directement liée à sa teneur en eau.

Diffusion : Processus par lequel une onde électromagnétique incidente est redistribuée dans plusieurs directions en raison des irrégularités ou hétérogénéités d'une surface ou d'un volume.

Domaine spectral : Domaine du spectre électromagnétique (*spectral*). Terme essentiellement utilisé pour les plages de longueurs d'ondes proches du visible. Pour les domaines spectraux des micro-ondes, il est plus courant de parler de *bandes radar*.

Domaine optique : Comprend les domaines spectraux du visible et ceux qui lui sont proches, proche infrarouge, infrarouge court et thermique (émis par la Terre).

Domaine radar : Provient de l'anglais RADAR (Radio Detection And Ranging). Ensemble des longueurs d'ondes du domaine du micro-ondes.

Largeur de fauchée : Surface terrestre couverte par un capteur. Pour les capteurs satellitaires, elle est de plusieurs dizaines à centaines de kilomètres (290 km pour les satellites de Sentinel-2).

Micro-ondes : Terme physique qui désigne la portion du spectre électromagnétique comprise entre 1 mm et 1 m de longueur d'onde.

Radar : Acronyme de RAdio Detection And Ranging. Technologie de détection active qui émet un signal puis mesure le remesure une fois réfléchi. Les radars utilisent spécifiquement les bandes (portions du spectre électromagnétique) des micro-ondes.

Résolution spatiale : Taille au sol des pixels ou plus petite surface discernable sur une image de télédétection. Plus elle est fine, plus il est possible de discerner de petits objets.

Résolution temporelle : Fréquence à laquelle un capteur observe un même point ou zone. Également appelée temps de revisite. Plus elle est fine, plus il est possible de suivre finement l'évolution de phénomènes dans le temps.

Rétrodiffusion : Portion du signal électromagnétique émis par un capteur radar qui est renvoyée vers celui-ci après son interaction avec la surface terrestre.

SIGLES ET ACRONYMES

ASICS : Analyse des Surfaces Irriguées et des Consommations – Projet qui vise à relier les données de compteurs connectés REIMU avec les données de parcelles IAGO et l'estimation des humidités du sol par télédétection

CESBIO : Centre d'Études Spatiales de la BIOSphère – Centre de recherche sur la télédétection et l'environnement

CNES : Centre National d'Études Spatiales – Agence spatiale française

IAGO : Irrigated Agriculture Observation – Projet de cartographie des parcelles et de leurs cultures pour les zones de gestion de la SCP

MAJA : MACCS-ATCOR Joint Algorithm – Chaîne de correction atmosphérique et détection de nuages pour Sentinel-2 et Landsat

NDVI : Normalized Difference Vegetation Index – Indice de végétation par différence normalisée

OPTRAM : Optical Trapezoidal Model – Modèle d'estimation de l'humidité de surface des sols basé sur l'espace NDVI–STR

REIMU : Réseau d'Estimation et d'Identification des Irrigations – Projet d'installation de compteurs de volumes d'irrigation connectés

SCP : Société du Canal de Provence – Gestionnaire de réseaux hydrauliques et capteurs d'humidité

STR : Shortwave infrared Transformed Reflectance – Réflectance SWIR transformée (normalisée dans OPTRAM)

SWIR : Short-Wave InfraRed – Infrarouge à ondes courtes

1 INTRODUCTION

1.1 Présentation de la structure accueillante

La Société Canal de Provence (SCP), de son nom complet Société du Canal de Provence et d'Aménagement de la Région Provençale, a été créée le 1^{er} janvier 1957 et est spécialisée dans le captage, le traitement et la distribution d'eau. Juridiquement, la SCP, dont le siège social est situé au Château du Tholonet, est une Société d'Economie Mixte à conseil d'administration, qui a le statut d'aménageur régional : elle contribue de manière conséquente au financement des investissements nécessaires au développement des infrastructures hydrauliques régionales aux côtés des collectivités actionnaires. Son actionnariat, détenu à plus de 80% par des collectivités territoriales, est présidé par la Région Sud.

La SCP est catégorisée en tant qu'Entreprise de Taille Intermédiaire, avec 610 collaborateurs en 2025. Elle possède 41 établissements, 3 laboratoires, et 6 agences en outre-mer et à l'international. Deux millions d'habitants sont aujourd'hui alimentés en eau totalement ou partiellement par la SCP, soit 40 % de la population en Provence-Alpes-Côte d'Azur (PACA). Avec près de 50 000 clients en région PACA (voir Figure 1 pour l'étendue de ses réseaux), le chiffre d'affaires de la SCP avoisine les 130 Millions d'euros, et son patrimoine hydraulique régional s'élève à près de 3 Milliards d'euros.

La SCP a cinq activités principales :

- Aménagement hydraulique, pour favoriser l'accès en eau des territoires,
- Transport et distribution d'eau, avec l'exploitation et la maintenance d'infrastructures hydrauliques, assurant un service de l'eau continu et optimal,
- Ingénierie et conseil dans le domaine de l'eau en France et à l'international,
- Services et équipements, pour accompagner ses clients pour un usage raisonné de l'eau,
- Énergies renouvelables, en lien avec la gestion de l'eau (hydroélectricité, photovoltaïque).

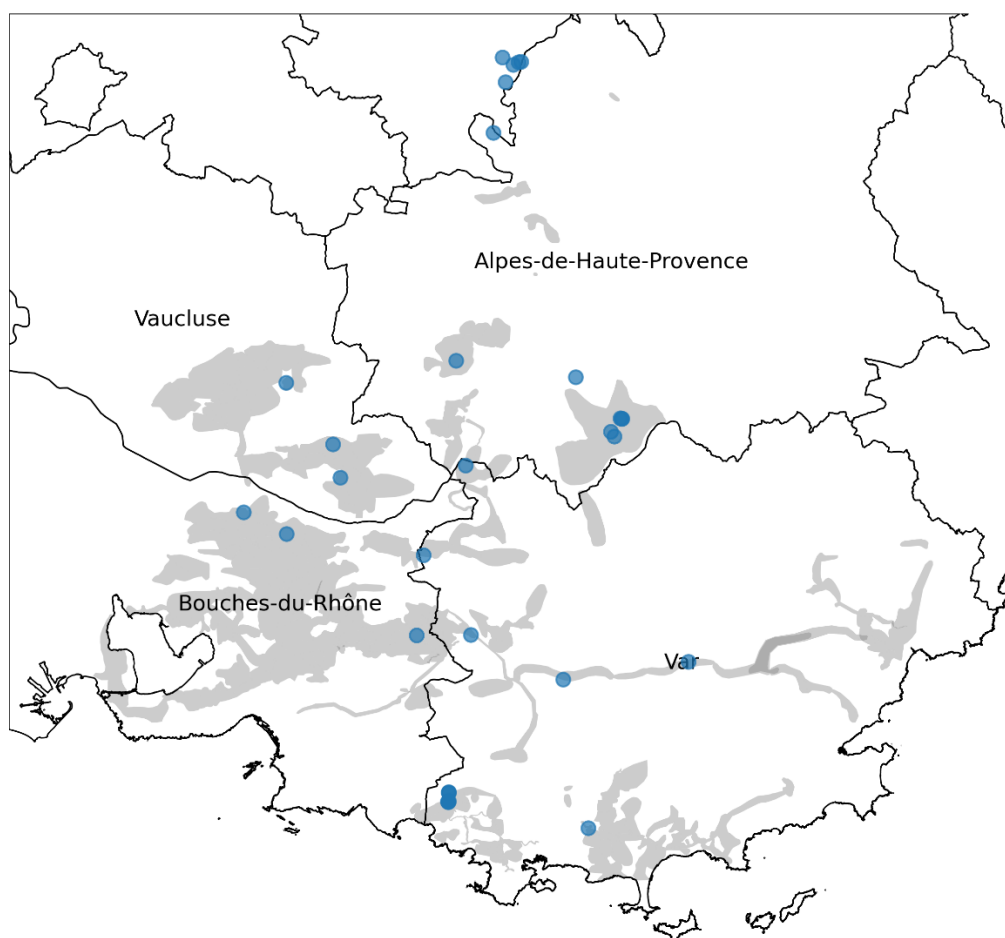


Figure 1. Carte de l'étendue des réseaux (en gris) et des stations de mesure d'humidité du sol (en bleu) de la SCP.

1.2 Enjeux sociétaux et scientifiques

Selon le GIEC (IPCC, 2023) le changement climatique intensifie les événements extrêmes, en particulier les sécheresses, et accroît la variabilité spatio-temporelle des précipitations, ce qui met en tension la disponibilité de l'eau pour l'agriculture. Les projections issues du projet Explore2 (Sauquet *et al.*, 2024) montrent à l'échelle européenne et française une accentuation des déficits hydriques estivaux et une modification des régimes de recharge, plaçant la gestion de l'eau au cœur des enjeux agricoles et territoriaux. Le Plan Eau du gouvernement français (MTECT, 2023) souligne que la ressource en eau devient de plus en plus contrainte sous l'effet cumulé du climat, des usages et de la demande agricole, renforçant la nécessité de disposer d'outils de suivi fiables.

Dans ce contexte, l'estimation de l'humidité de surface à partir des données optiques satellitaires constitue un enjeu scientifique, car elle contribue à cartographier les dynamiques des sécheresses, d'irrigation et de disponibilité en eau des sols à une échelle compatible à la gestion agricole. Deux applications peuvent être distinguées : d'une part, une analyse rétrospective des usages de l'eau agricole, permettant de mieux comprendre les comportements, d'évaluer les pratiques et de sensibiliser les acteurs du monde agricole. D'autre part, une analyse proche du temps réel, qui offre un appui technique à l'irrigation et déjà mise en œuvre dans certaines solutions commerciales de suivi (Hydrosat, 2025 ; EOSDA, 2025).

1.3 Contexte et problématique

La région Provence-Alpes-Côte d'Azur (PACA) est soumise à une forte pression hydrique liée à son climat méditerranéen (été chauds et secs et une variabilité interannuelle marquée) qui coïncide avec la grande diversité de systèmes de production agricole. Les cultures irriguées y jouent un rôle économique et stratégique important : grandes cultures, arboriculture, maraîchage et cultures à haute valeur ajoutée (notamment maïs semence) contribuent significativement à l'activité agricole régionale. Dans ce contexte, la connaissance précise de « quand », « où » et « combien » d'eau est utilisée devient cruciale pour assurer la durabilité des usages et la souveraineté alimentaire des territoires. Historiquement, le comptage de l'eau s'appuyait sur des relevés manuels et des déclarations. Aujourd'hui, de nouveaux outils comme des compteurs d'eau connectés, des capteurs d'humidité *in situ* et de télédétection

offrent la possibilité d'un suivi plus fin et plus systématique, indispensable pour la gestion intégrée des ressources.

Ce projet s'insère dans la lignée d'initiatives menées par la Société du Canal de Provence autour de la gestion fine et modernisée de l'eau agricole.

Le projet IAGO (Irrigated Agriculture Observation) vise à cartographier et améliorer les connaissances du territoire de la SCP, notamment en ce qui concerne les surfaces irriguées, la localisation des parcelles et leur usage, ce qui constitue la base cartographique pour relier consommation et géographie agricole. Le projet REImu (Réseaux d'Eau Intelligents multiusages) déploie notamment des compteurs communicants et une plateforme Big Data, visant à améliorer la connaissance des usagers, optimiser les réseaux et proposer des services numériques aux usagers. Le projet ASICS (Analyse des Surfaces Irriguées et des Consommations) cherche à faire le lien entre les données des compteurs connectés issus de REImu, et les données parcellaires produites par IAGO, pour quantifier plus précisément les surfaces irriguées et les volumes d'eau utilisés à l'échelle parcellaire.

C'est dans la continuité de ces projets que s'inscrit l'approche OPTRAM : en exploitant les données Sentinel-2 librement accessibles, prétraitées et à haute résolution, elle permet d'estimer l'humidité de surface du sol à l'échelle parcellaire. Dans ce cadre, il est possible de se poser la question suivante :

Quel est le potentiel de la télédétection optique à partir des données Sentinel-2 pour estimer la variation de l'humidité de surface du sol pour différentes cultures méditerranéennes en région PACA ?

1.4 Plan du rapport

Afin de répondre à cette problématique, le rapport est structuré de manière classique. Il débute par un état de l'art permettant de replacer la question dans son contexte scientifique et opérationnel. Les objectifs et hypothèses de l'étude sont ensuite précisés. La partie « matériel et méthodes » détaille les données utilisées ainsi que les approches retenues pour l'analyse. Les résultats sont présentés avant d'être discutés à la lumière des connaissances existantes. Enfin, des perspectives sont proposées, ouvrant sur de futures pistes de recherche et d'application, avant de conclure.

2 ÉTAT DE L'ART

2.1 Principes de la télédétection spatiale

D'après Richards (2009), la télédétection est le principe de mesurer l'énergie qui émane de la surface de la Terre grâce à des capteurs montés sur des engins se situant à plus ou moins longue distance pour construire une image d'un paysage. Cette énergie peut provenir (voir Figure 2) des rayonnements du Soleil réfléchis par la surface de la Terre, de la Terre elle-même, ou d'une source artificielle comme un laser ou un radar. Ce document ne traite que de la télédétection spatiale, c'est-à-dire de capteurs embarqués sur des satellites en orbite.

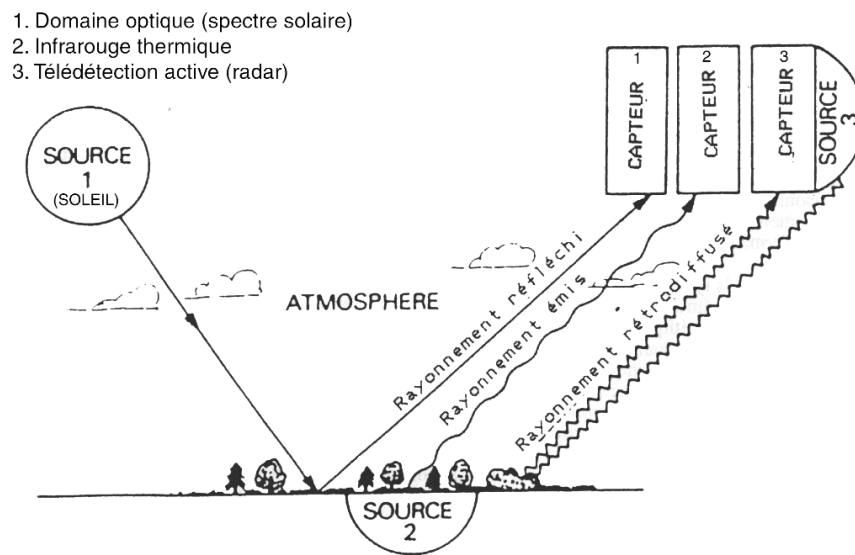


Figure 2. Utilisation du rayonnement électromagnétique en télédétection (Kergomard, 2004).

L'énergie mesurée est transportée par une onde électromagnétique (EM). Cette onde est principalement caractérisée par deux paramètres inversement proportionnels. Sa fréquence (f) en Hertz qui traduit le nombre d'oscillations de l'onde chaque seconde, et sa longueur d'onde (λ) en mètres qui représente la distance qui sépare deux oscillations. Les types de capteurs utilisés en télédétection (voir Figure 3) sont déterminés à partir du domaine spectral, ou plages de longueurs d'onde, qu'ils sont capables de collecter. Un capteur est dit *passif* lorsqu'il collecte des ondes EM provenant de rayonnements du Soleil réfléchis ou de la Terre elle-même. Et il est dit *actif* lorsqu'il capte de ondes qui sont émises artificiellement (voir numéro 3 sur la Figure 2).

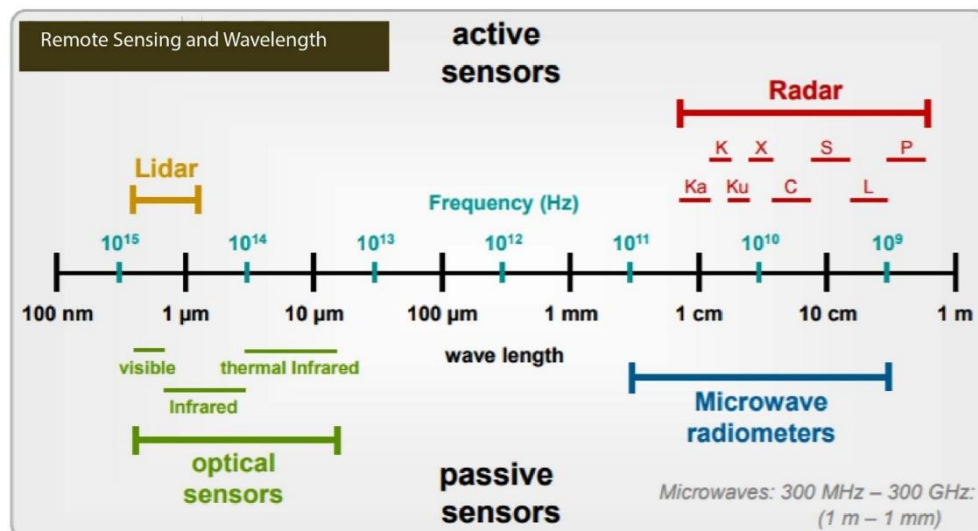


Figure 3. Types des capteurs en télédétection et leurs longueurs d'onde (Bluestein et al., 2022). Les trois principaux domaines spectraux de l'optique (en vert sur la figure) sont le visible, l'infrarouge et l'infrarouge thermique. Les domaines spectraux des micro-ondes sont appelés *bandes radar* (en rouge sur la figure).

Ce qui est réellement mesuré par les capteurs est l'intensité du rayonnement électromagnétique à certaines longueurs d'onde, appelée radiance ou réflectance en télédétection. C'est le rapport entre le rayonnement réfléchi par un objet ou une surface et le rayonnement incident. Avant de connaître la valeur de la réflectance d'une surface, il est donc nécessaire de prendre en compte la radiation solaire, les effets d'absorption ou de diffusion dans l'atmosphère jouant sur l'intensité du rayonnement incident. Ces traitements complexes sont aujourd'hui assurés par des routines de calculs automatisés. L'Annexe A montre par exemple les étapes de traitements des données optiques Sentinel-2 avant d'arriver à des produits directement exploitables.

Généralement plus un capteur est en altitude (orbite élevée), plus il revisitera le même point rapidement, mais cela se fait au détriment de la résolution spatiale des données. C'est le compromis entre résolution temporelle et spatiale, illustré par la Figure 4. Plusieurs paramètres font varier ces résolutions comme la taille des capteurs ou leur largeur de fauchée. Une solution simple permet d'obtenir des données résolues spatialement et fréquemment : multiplier le nombre de capteurs à haute résolution. Ainsi le programme Copernicus mis en œuvre entre autres par l'Agence Spatiale Européenne (ESA) a déployé 2 satellites radar, le premier en 2014 et le second en 2016, et 2 satellites optiques, en 2015 et 2017. Cet agencement permet de fournir des données en libre-service à 10 m de résolution avec un

temps de revisite relativement court de 5 à 6 jours dans les domaines de l'optique et du radar pour le territoire métropolitain.

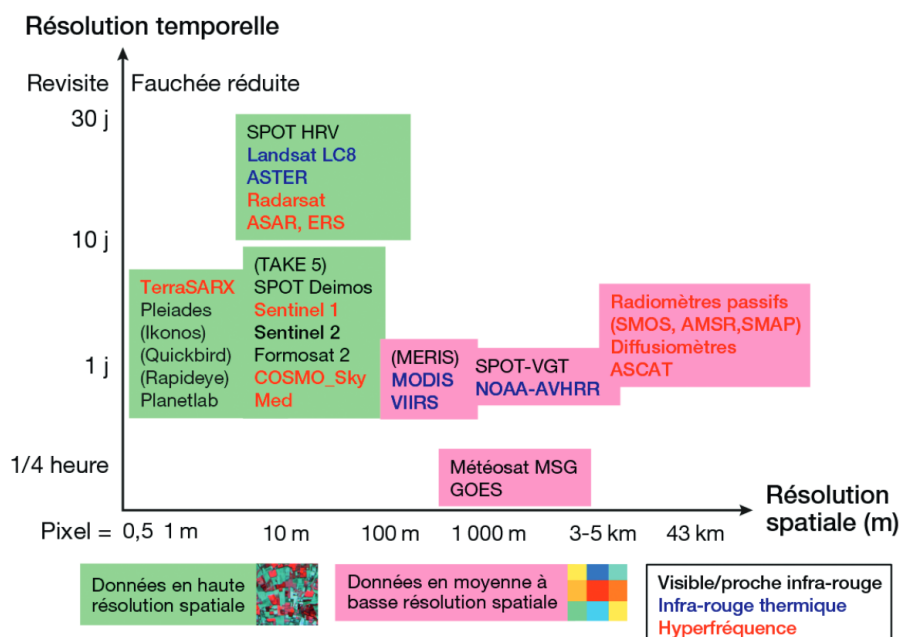


Figure 4. Capteurs satellitaires fréquemment utilisés dans le domaine agricole en fonction de leurs résolutions spatiale et temporelle (Courault *et al.*, 2020).

La multiplication des données gratuites à hautes résolutions permet aujourd'hui d'assurer un suivi des ressources jusqu'à l'échelle parcellaire et parfois de manière opérationnelle. C'est le cas des suivis de développement des couverts végétaux dans le domaine de l'optique. Les données thermiques (en bleu sur la Figure 4) ont un lien avec la température de surface de la Terre, qui permet d'estimer l'évapotranspiration, elles ne sont pas développées dans ce rapport. Les images radar se révèlent quant à elles très utiles pour la gestion de l'eau et notamment pour l'estimation de l'humidité de surface du sol (Courault *et al.*, 2020).

2.2 Estimation de l'humidité du sol par télédétection

Des méthodes ont été créées pour estimer l'humidité de surface du sol dans les domaines spectraux de l'optique et du radar. Si ces approches reposent sur des principes physiques distincts, elles se heurtent toutes à une difficulté majeure : l'effet de la végétation ou autres éléments du sursol. Le couvert végétal modifie le signal observé en masquant partiellement le sol, en ajoutant une contribution propre (El Hajj, 2016) et en interagissant avec l'eau contenue dans la végétation elle-même. Cette influence dépend fortement du type de végétation, de sa densité foliaire et de son stage phénologique. De ce fait, les méthodes actuelles rencontrent

de réelles difficultés à estimer l'humidité sous des couverts de végétation denses (Li *et al.*, 2021 ; Babaeian *et al.*, 2019). Par exemple, elles ne permettent pas d'estimer avec précision l'humidité du sol sous couvert forestier et pour certaines cultures couvrant en permanence le sol comme les vergers ou les vignes.

Une autre composante majeure à prendre en compte est l'impact des caractéristiques des sols sur l'estimation de l'humidité par télédétection. D'après Babaeian (2019), la texture du sol influence sa capacité de rétention en eau : les sols sableux vont par exemple avoir une faible capacité de rétention en eau et donc avoir une réponse plus nette aux variations d'humidité. Tandis que les sols argileux ont une capacité de rétention élevée ce qui peut masquer les variations d'humidité, ce qui peut complexifier les estimations. La structure d'un sol conditionne quant à elle sa porosité et donc sa capacité en rétention ainsi que sa distribution. De plus, un sol compacté peut altérer la pénétration des ondes EM et donc, modifier les mesures d'humidité. La conductivité électrique du sol, influencée par la salinité et la teneur en minéraux, affecte quant à elle la permittivité du sol et altère les signaux radar. Enfin, les variations locales des propriétés du sol, telles que la texture et la salinité, peuvent introduire des hétérogénéités dans les mesures d'humidité. Ces variations nécessitent des modèles de correction spécifiques pour améliorer la précision de estimations.

2.2.1 Les données radar

Les données radar sont largement utilisées pour l'estimation de l'humidité de surface du sol. Le principe repose sur la relation directe entre l'humidité de sol et le coefficient de rétrodiffusion : lorsque le sol est plus humide, sa constante diélectrique augmente, ce qui accroît la quantité d'énergie rétrodiffusée vers le capteur. Cette sensibilité permet donc d'inférer l'humidité de surface à partir de mesures radar. Toutefois, la rétrodiffusion ne dépend pas seulement de l'humidité. La Figure 5 montre que la rugosité de surface du sol joue également un rôle majeur en modifiant la diffusion du signal. Cette sensibilité est importante dans le cas de sols agricoles, puisque leur rugosité varie par le travail du sol.

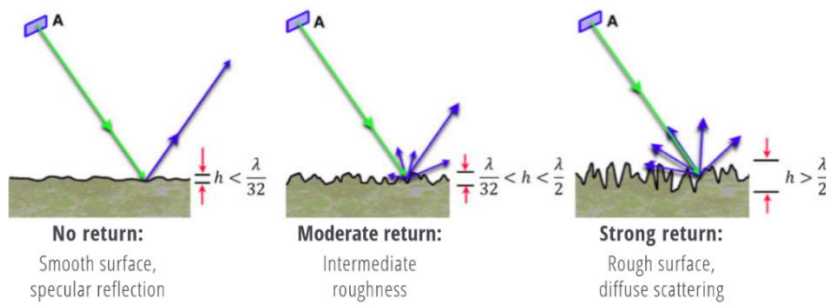


Figure 5. Impacts de la rugosité du sol sur la rétrodiffusion radar (Flores *et al.*, 2019).

Les ondes radar interagissent principalement avec des objets dont la taille est comparable à leur longueur d'onde : entre quelques centimètres pour les bandes X et C, et quelques dizaines de centimètres pour les bandes L et P (voir Figure 3). Ainsi elles ne sont pas affectées par les nuages, composés de gouttelettes d'eau micrométriques, mais interagissent avec les structures végétaives (feuilles, branchages), ce qui génère une diffusion dite volumique. Par ailleurs, les structures linéaires comme les troncs, piquets ou fils métalliques produisent une rétrodiffusion intense par effet de double-rebond, illustré par la Figure 6. Ces interactions faussent les estimations de l'humidité de surface. Kim *et al.* (2017) montrent par exemple que des arbres en Californie induisent des effets de diffusion de type double-rebond en bande L. C'est pourquoi les données radar ne parviennent pas à estimer l'humidité des sols dans les vergers ou les vignes.

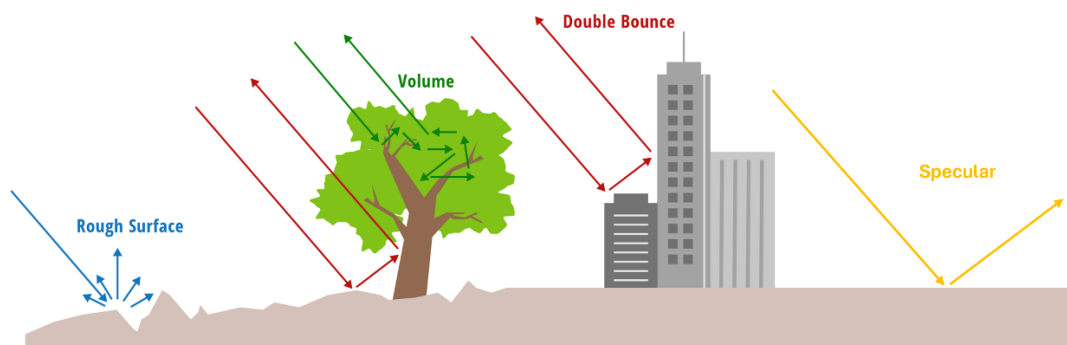


Figure 6. Schéma des principaux types de diffusion radar (adapté d'après Flores *et al.*, 2019). En bleu la diffusion simple qui varie en fonction de la rugosité du sol ; en vert la diffusion volumique qui varie selon le type d'objet et sa structure ; en rouge la diffusion double-rebond (retour de signal très fort) ; en orange la diffusion spéculaire (diffusion complète, aucun retour de signal).

La pénétration d'une onde électromagnétique correspond à la profondeur jusqu'à laquelle une onde peut traverser un milieu avant d'être fortement atténuée. Il faut distinguer deux types de pénétration propres aux ondes EM : la pénétration du couvert végétal et du sol. Dans les

deux cas, les ondes radar ont une capacité de pénétration supérieure aux ondes optiques même en présence de végétation. Alors qu'elle n'est que de quelques millimètres pour les ondes optiques (Li *et al.*, 2021), elle peut s'élever à plusieurs dizaines de centimètres pour les ondes radar, en fonction des types de bande et couvert végétal (voir Tableau 1) (Babaeian *et al.*, 2019). Cette différence s'explique par la densité et la structure du milieu traversé : un sol nu laisse pénétrer davantage l'onde qu'un couvert forestier dense, où les multiples couches de feuilles, branches et troncs provoquent une forte atténuation.

Tableau 1. Profondeurs approximatives de mesure par bandes radar pour différentes occupations du sol (Babaeian *et al.*, 2019).

Occupation du sol	Bande X (2.5-3.75 cm) (8-12 GHz)	Bande C (3.75-7.5 cm) (4-8 GHz)	Bande L (15-30 cm) (1-2 GHz)	Bande P (30-100 cm) (0.3-1 GHz)
Sol nu	≈ 1.25-1.87 cm	≈ 1.87-3.75 cm	≈ 7.5-15 cm	≈ 15-50 cm
Parcelle agricole et prairie	≈ 0.5-0.75 cm	≈ 0.75-1.5 cm	≈ 3-6 cm	≈ 6-20 cm
Forêt	≈ 0.25-0.37 cm	≈ 0.37-0.75 cm	≈ 1.5-3 cm	≈ 3-10 cm

Il est cependant possible d'estimer l'humidité du sol sous couvert végétal en utilisant uniquement des données radar. Par exemple, Gao (2018) montre qu'en analysant les coefficients de rétrodiffusion en bande C de Sentinel-1, il est possible de cartographier les parcelles irriguées, celles-ci présentant en moyenne des valeurs plus élevées. Si cette approche donne de bons résultats pour les grandes cultures, elle reste moins précise pour les vergers où la structure végétale complexifie la réponse radar. Les études récentes suggèrent qu'un couplage entre données radar et optiques permet d'améliorer l'estimation de l'humidité en diminuant les effets de la biomasse de végétation (Li *et al.*, 2021).

2.2.2 Les données optiques

Les données optiques possèdent deux limites majeures : elles sont dépendantes de l'illumination du Soleil, et donc ne peuvent être acquises que de jour, et sont fortement sensibles aux nuages. Cette dernière contrainte constitue l'obstacle principal au développement d'outils opérationnels d'estimation de l'humidité du sol fondés sur des données optiques, car elle engendre une perte d'information potentielle à chaque acquisition (Li *et al.*, 2021).

Comme évoqué précédemment, les ondes optiques possèdent une très faible capacité de pénétration, aussi bien du sol que de la végétation. Elles interagissent principalement avec les éléments constituant dont la taille est du même ordre de grandeur qu'elles : les pigments comme la chlorophylle dans le domaine du visible, la structure du mésophylle en proche infrarouge, ou l'eau des tissus foliaires dans l'infrarouge moyen (Gates *et al.*, 1965).

Les capteurs optiques modernes mesurent la réflectance sur une large gamme de domaines spectraux (voir Figure 7 pour des exemples de réflectances). Seules certaines longueurs d'onde du proche et moyen infrarouge sont sensibles à l'humidité du sol (Lobell et Asner, 2002). Cependant, en présence de végétation, cette estimation directe devient presque impossible du fait de la très faible capacité de pénétration du signal. Ces sensibilités spectrales sont en revanche exploitées pour caractériser l'état physiologique des plantes, ce qui a conduit à l'élaboration d'indices de végétation.

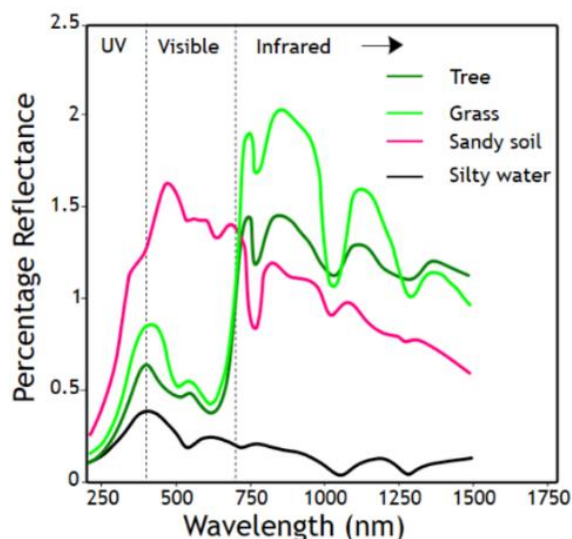


Figure 7. Exemples de réflectances dans le domaine de l'optique pour quelques occupations du sol (Pettorelli *et al.*, 2018)

2.2.3 Les indices de végétation basés sur les bandes optiques

Les indices de végétation dérivés de bandes optiques (NDVI, LAI, EVI, etc.) ne mesurent pas directement l'humidité du sol, ils traduisent plutôt l'état physiologique de la végétation comme le contenu en chlorophylle, la densité foliaire ou le stress hydrique par exemple. L'eau disponible dans le sol conditionne la vigueur et la croissance d'une plante. Ainsi, une baisse d'humidité du sol peut se refléter dans les indices, mais avec un décalage dans le temps (Li *et al.*, 2021) qui est modulé par l'espèce, son stade phénologique ou encore les pratiques agricoles. Les indices optiques sont donc des proxys de l'humidité du sol et

fonctionnent surtout dans les zones à forte couverture végétale. Malgré ces limites, ces indices sont largement utilisés car ils sont simples, robustes et disponibles sur de longues séries temporelles. Le pôle Theia produit par exemple de façon opérationnelle une gamme d'indices pour le territoire français (Courault *et al.*, 2020).

Par convention, les indices optiques sont normalisés pour faciliter leur comparaison. L'un des plus utilisés est le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) ou indice de végétation par différence normalisée, introduit par Tucker (1979) et montré par l'équation (1). Il exprime la différence entre la bande visible du rouge (RED), fortement absorbée par la chlorophylle, et celle du proche infrarouge (NIR), fortement réfléchi par la structure cellulaire du mésophylle. Ainsi une valeur de NDVI proche de 1 signifie une végétation dense et saine, et une valeur proche de 0 signifie un sol nu, une végétation très clairsemée ou stressée. Il peut être également négatif pour des surfaces non végétalisées comme de l'eau ou de la neige et des surfaces artificialisées. Une végétation bien hydratée se développe normalement et aura un indice NDVI élevé, a contrario une végétation stressée par la sécheresse perd en chlorophylle et en densité foliaire et aura un indice NDVI plus faible. Le NDVI est donc un proxy indirect qui reflète l'état hydrique du sol via l'état physiologique de la végétation.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (1)$$

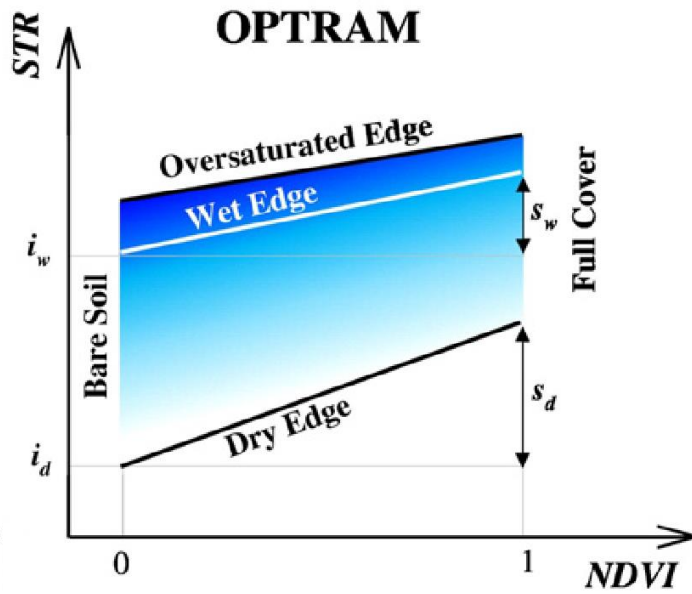
Plusieurs études ont montré des corrélations acceptables entre l'indice NDVI et l'humidité du sol (Li *et al.*, 2021). L'utilisation conjointe du NDVI et de la bande SWIR qui est directement corrélée avec l'humidité du sol (Sadeghi *et al.*, 2015) semble être une piste intéressante.

2.2.4 Le modèle OPTRAM

La bande SWIR (Short-Wave Infrared), ou infrarouge à ondes courtes, est particulièrement sensible à la teneur en eau de la végétation (Gao, 1996). En effet, l'eau absorbe particulièrement le rayonnement dans les longueurs d'onde proches de 2 μm , ce qui fait diminuer la réflectance du SWIR lorsque l'humidité augmente. D'autre part, la réflectance dans le visible et le proche infrarouge utilisée pour le calcul du NDVI est davantage liée à la structure et à la quantité de végétation. Il existe une corrélation entre la bande SWIR et le NDVI (Hill *et al.*, 2016) : il est donc possible de faire l'hypothèse, bien que simplifiée, qu'il existe une relation linéaire entre le NDVI et la réflectance SWIR.

Sadeghi (2017) se sert de l'indice NDVI et de la bande SWIR transformée, nommée Shortwave infrared Transformed Reflectance (STR) ou réflectance transformée de l'infrarouge à onde courte (voir équation (2)), pour construire un modèle permettant d'estimer l'humidité de surface du sol. Il tire son nom *OPTical TRAppezoid Model* (OPTRAM) ou modèle optique trapézoïdal, de sa méthode de paramétrisation illustrée par la

Figure 8, qui se base sur un espace trapézoïdal créé à partir de la relation linéaire entre les indices STR et NDVI. Les côtés gauche et droit sont les limites théoriques de l'indice normalisé NDVI et représentent respectivement un sol nu et un sol couvert entièrement par la végétation. Les côtés du haut et du bas représentent respectivement un sol saturé en eau et



un sol complètement sec.

Figure 8. Schéma du modèle OPTRAM et de ses 4 paramètres (Sadeghi *et al.*, 2017). i_w et i_d sont les ordonnées à l'origine des deux droites qui définissent l'espace trapézoïdal, respectivement nommées *wet edge* et *dry edge* sur la figure ; s_w et s_d sont les pentes de ces mêmes droites.

L'indice STR, défini par l'équation (2), correspond à la bande SWIR inversée pour être corrélée positivement à l'augmentation de l'humidité du sol. Cette équation dérive du modèle de transfert radiatif de Kubelka-Munk (Sadeghi *et al.*, 2015).

$$STR = \frac{(1 - SWIR)^2}{2 * SWIR} \quad (2)$$

L'hypothèse principale du modèle est que l'indice STR est linéairement relié à l'humidité du sol. Cette hypothèse est démontrée par Sadeghi *et al.* (2015), qui ont montré que la

réflectance SWIR, transformée en STR, varie de façon proportionnelle à la teneur en eau de surface. Cependant, cette relation linéaire est une simplification et présente certaines limites. D'une part, la présence de végétation peut atténuer ou masquer le signal du sol dans le SWIR, en particulier lorsque le couvert est dense, ce qui réduit la validité de l'hypothèse. D'autre part, les caractéristiques propres du sol (texture, rugosité, couleur) influencent aussi la réflectance en SWIR et peuvent introduire des biais dans l'estimation de l'humidité. La linéarité SWIR-humidité n'est robuste que dans des conditions de sol nu ou avec un couvert végétal peu dense.

Une calibration simple consiste à définir deux états extrêmes pour STR : STR_d pour un sol sec (dry) et STR_w pour un sol saturé (wet). Il est ensuite possible de normaliser les valeurs de STR pour obtenir une estimation relative de l'humidité θ comme le montre l'équation (3). Cette calibration nécessite la présence dans l'acquisition de zones à faible couverture végétale. Si le couvert est dense, la contribution de la végétation perturbe la réflectance SWIR, et les bornes sont mal définies.

$$\theta = \frac{STR - STR_d}{STR_w - STR_d} \quad (3)$$

La deuxième hypothèse du modèle OPTRAM est que les bornes STR_d et STR_w varient selon le NDVI, et peuvent être approchées par des fonctions linéaires du NDVI définies par les équations (4) et (5).

$$STR_d = i_d + s_d * NDVI \quad (4)$$

$$STR_w = i_w + s_w * NDVI \quad (5)$$

Les paramètres i_d , s_d , i_w et s_w sont les paramètres du modèle OPTRAM visibles sur la Figure 8. Ce sont les paramètres qui doivent être estimés et qui définissent les bords du trapèze.

En combinant les équations (3), (4) et (5), l'humidité peut être estimée comme fonction de STR et NDVI après le calage des 4 paramètres :

$$\theta = \frac{i_d + s_d * NDVI - STR}{i_d - i_w + (s_d - s_w) * NDVI} \quad (6)$$

La paramétrisation du modèle OPTRAM repose sur la définition du trapèze dans l'espace NDVI-STR. Pour cela, il est essentiel de disposer d'un grand nombre d'acquisitions afin de capturer toutes les variabilités possibles de la végétation et de l'humidité du sol dans la zone étudiée, tout en écartant les valeurs aberrantes. Sadeghi (2017) recommande une paramétrisation manuelle par visualisation. Babaeian *et al.* (2018) utilisent par exemple plusieurs centaines d'images MODIS pour ce calibrage. L'objectif est de construire un modèle robuste, facilement applicable à des nouvelles acquisitions : une fois les paramètres définis, il suffit de calculer NDVI et STR, puis d'appliquer directement la formule unique d'OPTRAM (6).

2.3 Les applications issues de l'estimation spatiale de l'humidité des sols

Trois approches doivent être distinguées : cartographier les parcelles irriguées, détecter les événements d'irrigation et quantifier les volumes d'eau appliqués. Cartographier vise à identifier les zones ou les parcelles irrigables au fil du temps, tandis que la détection d'irrigation se base sur le suivi temporel de l'humidité de surface associé aux précipitations, pour repérer des apports artificiels. L'Annexe B regroupe des exemples de publications traitant de la détection d'irrigation. La quantification des volumes d'irrigation est quant à elle beaucoup plus complexe (Massari *et al.*, 2021) : cela nécessite d'estimer à partir de l'humidité du sol détectée, la quantité d'eau réellement apportée, en intégrant les pertes par évapotranspiration et drainage par exemple (Zappa *et al.*, 2021 ; Dari *et al.*, 2022). Des approches récentes montrent des résultats encourageants mais qui restent toutefois cantonnées à des grandes cultures bien étudiées comme le maïs (Hamze, *et al.*, 2023a ; Hamze, *et al.*, 2023b).

La variation de l'humidité du sol reste étroitement liée au type de sol et à la quantité d'eau apportée. Le système et les pratiques d'irrigation conditionnent donc la dynamique de l'humidité de surface observée. Certaines méthodes comme l'irrigation par submersion, engendrent des changements drastiques facilement détectables (Bazzi *et al.*, 2020). D'autres pratiques plus répandues pour les grandes cultures comme les rampes d'irrigation ou l'aspersion produisent des signatures nettes (Demarez *et al.*, 2019). A l'inverse, les systèmes localisés comme le goutte-à-goutte ou les micro-aspersions induisent des variations limitées de l'humidité de surface. Ces systèmes sont d'ailleurs souvent installés dans des cultures pérennes (vergers, vignes) où le couvert végétal complique la pénétration du signal. Une autre limite intrinsèque aux données satellitaires est leur temps de revisite souvent trop long pour

saisir l'ensemble des événements d'irrigation. La modernisation des systèmes d'irrigation qui tend vers des apports plus fréquents et de moindre quantité, augmente encore cette difficulté de captation des variations d'humidité dans le temps et met en évidence le besoin de données à résolution temporelle journalière pour un suivi complet (Massari *et al.*, 2021).

Toutefois, certaines structures comme la SCP sensibilisent à une approche inverse qui privilégie des apports plus espacés dans le temps, mais avec des volumes plus importants, afin de mouiller le sol en profondeur et d'inciter le développement racinaire. Cette diversité de pratiques agricoles renforce l'importance d'outils de suivi adaptés, capables de caractériser des dynamiques rapides comme des évolutions plus lentes de l'humidité des sols.

2.4 Apports et limites des données Sentinel pour l'estimation de l'humidité du sol

Les études récentes mettent en évidence la complémentarité entre les données radar et optiques (Li *et al.*, 2021 ; Massari *et al.*, 2021 ; Courault *et al.*, 2020). Les signaux radar sont directement sensibles au contenu en eau des surfaces, tandis que les données optiques permettent de caractériser l'effet de la végétation et ainsi de corriger ou contraindre les estimations d'humidité (Bazzi, 2021). L'outil S1Tiling, développé par le CNES et le CESBIO, génère des images Sentinel-1 ortho-rectifiées et parfaitement superposables aux images Sentinel-2, ce qui facilite l'exploitation conjointe des données radar et optiques (CNES, 2025).

L'estimation de l'humidité dans la zone racinaire reste difficile : plus la profondeur augmente, plus la précision diminue. L'usage de bandes à plus grande longueur d'onde, comme la bande radar P, pourrait améliorer la pénétration du sol. La mission Biomass en est l'exemple, même si elle reste limitée aux zones tropicales (Li *et al.*, 2021). La détection des cultures associées et des cultures intermédiaires reste une limite méthodologique importante (Courault *et al.*, 2024). Une contrainte majeure pour le suivi de l'irrigation est le temps de revisite des satellites Sentinel : 5 jours en théorie, davantage pour Sentinel-2 selon la couverture nuageuse.

3 OBJECTIFS ET HYPOTHESES ET L'ETUDE

3.1 Objectif général

L'objectif général est d'évaluer le potentiel de la télédétection à bandes optiques pour estimer les variations d'humidité du sol dans le temps et dans l'espace.

3.2 Sous-objectifs

1. Mettre en œuvre l'algorithme OPTRAM pour estimer l'humidité de surface du sol à l'échelle parcellaire.
2. Comparer les résultats des estimations d'humidités OPTRAM à des mesures de sondes capacitatives placées sur certaines parcelles agricoles.

3.3 Hypothèses considérées

1. Les valeurs transformées de la bande SWIR (STR) présentent une relation linéaire positive avec l'humidité de surface du sol.
2. Il existe une corrélation linéaire positive entre les valeurs STR et le NDVI.
3. Les cultures déclarées sur le RPG sont les cultures en place pour l'année de culture considérée.

4 MATERIEL ET METHODES

4.1 Données utilisées

Parcellaire

Le Registre Parcellaire Graphique couvre toutes les surfaces agricoles déclarées en France à la Politique Agricole Commune (PAC). Les données du RPG permettent d'obtenir les polygones vectoriels des contours des parcelles délimités par les agriculteurs. Elles sont homogènes à l'échelle du territoire actualisées chaque année. Elles permettent de connaître le groupe de cultures, voire la culture précise déclarée. En revanche, il n'y a pas d'information inter-annuelle sur les rotations ou les changements de culture. Elles sont fournies en libre-service avec un délai d'environ un an de retard avec l'année calendaire actuelle, c'est pourquoi elles sont contraignantes pour des outils opérationnels.

Le RPG complété¹ a pour but d'enrichir le RPG officiel avec les parcelles agricoles qui ne figurent pas dessus, afin de construire une couverture exhaustive du sol agricole français pour une année donnée. Sa méthodologie se base sur le cadastre et la topographie produites par l'IGN, ainsi que la carte OSO développée par le CESBIO-Theia, issue de télédétection. Ce produit est également fourni avec un délai après la sortie du RPG officiel (Cantelaube et Lardot, 2022).

Une année culturale a été définie afin de représenter de meilleure façon la réalité du terrain. Les cultures d'hiver sont par exemple plantées en fin d'année, et sont en place jusqu'à la récolte l'année civile suivante. L'année culturale choisie est la suivante :

$$\text{Année culturale } (n) = [01/09/(n - 1), 31/07/n] \quad (7)$$

La version 2023 du RPG complété n'est pas sortie à temps pour l'inclure dans cette analyse comme le montre le Tableau 2.

Tableau 2. Utilisation des Registres Parcellaires Graphiques officiels et complétés.

Année culturale	Période	RPG officiel	RPG complété
2021	Du 01/08/2020 au 31/07/2021	Oui	Oui
2022	Du 01/08/2021 au 31/07/2022	Oui	Oui
2023	Du 01/08/2022 au 31/07/2023	Oui	Non

¹ https://entrepot.recherche.data.gouv.fr/dataverse/rpg_complete_2023

Données optiques Sentinel-2

Les données optiques de Sentinel-2 ont été téléchargées *via* le paquet *pygeodes* du CNES. Le niveau L2A (voir Annexe A pour les références) corrigé des effets atmosphériques a été utilisé pour correspondre aux valeurs de réflectance au niveau de la surface de la Terre. Un facteur de 1/10 000 a été appliqué aux données brutes des pixels afin qu'elles correspondent avec des valeurs de réflectance normalisées sans unité. Un redimensionnement des bandes RED et NIR de 10 à 20 m de résolution a été appliqué pour correspondre à la bande SWIR de résolution 20 m. La sélection des bandes est décrite par le Tableau 3. Seules des acquisitions avec une couverture nuageuse inférieure à 30 % ont été collectées afin d'éviter les potentielles perturbations de réflectance.

Tableau 3. Description des bandes des satellites Sentinel-2A (S2A) et Sentinel-2B (S2B) utilisées (Planet Labs, 2025).

Bande	Nom officiel	Longueur d'onde par satellite (nm)	Résolution initiale (m)
RED	B05	704.1 (S2A)	10
		703.8 (S2B)	
NIR	B08	832.8 (S2A)	10
		833.0 (S2B)	
SWIR	B012	2202.4 (S2A)	20
		2185.7 (S2B)	

Masques MAJA

Les masques MAJA (MACCS-ATCOR Joint Algorithm) sont issus d'une chaîne de détection de nuages et de corrections atmosphérique pour les données issues de LANDSAT et Sentinel-2. Ils fournissent pour chaque acquisition des masques de correction. Les masques de nuages et géophysiques, respectivement nommés CLM2 et MG2 ont été utilisés. Ils permettent de repérer les nuages, la neige ou les ombres topographiques par exemple. Seuls les pixels ayant une valeur de 0 dans les masques CLM2 et MG2 ont été gardés pour l'analyse (CESBIO, 2024).

GeoPays

Les GéoPays sont un zonage réalisé par la DRAAF-PACA qui regroupe des territoires en secteurs homogènes en prenant en compte les facteurs physiques comme la géomorphologie du territoire et les facteurs humains, comme le système d'utilisation du sol. Ils proposent donc une répartition de la région PACA en 52 GéoPays où une utilisation agricole y est dominante

(Voir Annexe C pour les GéoPays de toute la région PACA). Les GéoPays permettent donc de calibrer le modèle OPTRAM avec les données de parcelles appartenant à une entité agricole relativement homogène tout en restant à une échelle suffisamment large (quelques dizaines de milliers d’hectares à quelques centaines).

Humidité du sol

La Société du Canal de Provence a mis en place un réseau de sondes capacitatives qui permettent de récolter des données d’humidité automatiquement tous les 10 cm sur 1 mètre de profondeur. Les données de 41 stations de mesure (voir Annexe E pour l’ensemble des stations) ont été récoltées : 17 sont situées sur des parcelles de vignes, 9 dans des vergers, 7 sur des prairies, 2 dans des champs de lavande et seulement 4 en grandes cultures (chiffres pour 2021). 27 d’entre-elles (voir Annexe D) ont pu être mobilisées pour les comparer aux données d’estimations de l’humidité par télédétection pour les années culturales 2021, 2022 et 2023 et les données du RPG associé. Pour toutes les comparaisons de cette étude, les données des moyennes journalières d’humidité à 10 cm de profondeur ont été utilisées.

Tableau 4. Nombre de parcelles par types de culture et années culturales prises en compte pour les estimations d’humidité.

Culture	2021	2022	2023
Vignes	17	17	16
Vergers	4	4	3
Céréale	2	1	1
Autres cultures industrielles	2	2	4
Fourrages	1	3	1
Orge	1	0	0

Période d’analyse

Le projet visait initialement à exploiter les données des compteurs de volumes connectés REImu et les relier aux données d’humidité estimées afin de détecter les irrigations et quantifier les volumes par parcelle. Les premiers compteurs ont été installés en 2021, et la dernière version du RPG est celle de 2023. C’est pourquoi la période d’analyse s’entend de 2021 à 2023.

4.2 Application de la méthode OPTRAM

4.2.1 Calibration du modèle

Le modèle OPTRAM a été calibré avec les données des parcelles des départements et des Géopays qui contenaient au moins une station avec de la donnée, ainsi que pour des sélections de différentes cultures montrées par le Tableau 5.

Tableau 5. Cultures prises en compte pour les calibrations des modèles OPTRAM.

Modèle	Abréviation	Cultures prises en compte
TC	Toutes Cultures	Toutes les parcelles, exceptées : Truffières, Surfaces pastorales avec une majorité de ressources ligneuses, bois pâturé, Jachère
GC	Grandes Cultures	Blé, maïs, orge, autres céréales, colza, tournesol, oléagineux, protéagineux, plantes à fibres, légumineuses, fourrages, autres cultures industrielles, légumes ou fleurs
VI	Vignes	Vignes
VE	Vergers	Vergers

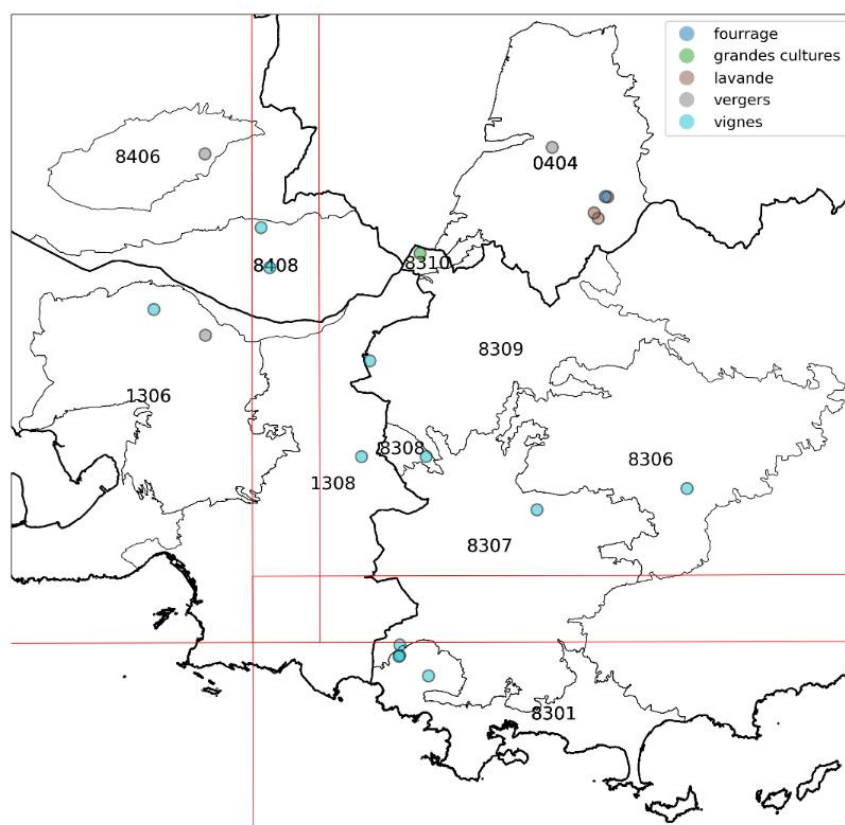


Figure 9. Carte des Géopays et de leurs codes pour lesquels OPTRAM a été calibré. Les lignes noires en gras représentent les limites des départements, les lignes noires fines représentent les contours des Géopays. Les lignes rouges représentent les limites des 3 tuiles Sentinel-2 utilisées. Les points représentent les sondes d'humidité du sol et les cultures des parcelles associées (année culturale 2022).

4.2.2 Méthode de paramétrisation automatique

Pour chaque zone de calibration, 10 % de données valides sont requises. Cela comprend la fauchée de l'acquisition après application des masques MAJA (nuages et masques géophysiques). Seules les valeurs de $STR < 15$ sont utilisées pour paramétrer chaque modèle afin d'éviter des valeurs aberrantes de STR qui déplaceraient fortement les paramètres de l'arrêt humide.

Les valeurs de NDVI sont regroupées en 40 intervalles (bins). Sur chacun d'entre eux sont ensuite calculés un quantile de STR (98^e pour l'arrêt humide et 1^{er} pour l'arrêt sèche). Une régression linéaire simple est ensuite ajustée sur ces points. Les valeurs des paramètres des régressions linéaires correspondent aux valeurs du modèle OPTRAM. Une contrainte physique est également appliquée pour éviter des solutions non physiques. Le paramètre i_w correspondant à l'ordonnée à l'origine de l'arrêt humide est donc forcé à être au minimum égal à 0. Enfin, un nombre de 200 points par intervalle de NDVI est requis pour la paramétrisation ce qui représente une surface minimale de 320 ha pour des pixels de 20 m de résolution.

Toutes les valeurs d'humidité estimées sont contraintes entre 0 et 1. Visuellement, cela s'explique par le fait que si un pixel se trouve au-dessus du bord humide, sa valeur d'humidité est fixée à 1. A contrario, si un pixel se trouve en-dessous du bord humide, sa valeur d'humidité estimée est fixée à 0.

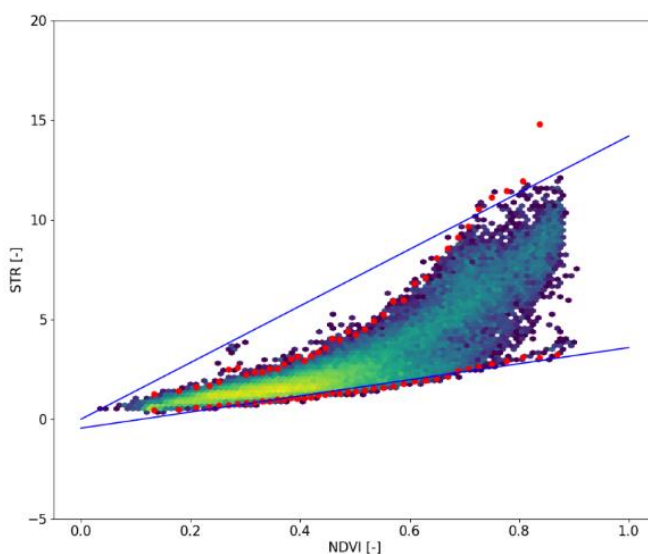


Figure 10. Exemple de modèle OPTRAM calibré pour toutes les cultures (TC) sur le Géopays 8301 (Costière varoise) pour l'acquisition du 11 septembre 2022. Ce graphique représente les nuages de points où les points sont regroupés en hexagones. Seuls les hexagones contenant un minimum de 3 points sont représentés. Plus un hexagone possède de points, plus il tend vers la couleur jaune. Les points rouges correspondent aux quantiles de STR pour les arrêtes humide et sèche (Q_{98}^{wet} et Q_{01}^{dry}). Les droites bleues représentent les arrêtes humides (dessus) et sèche (dessous).

4.2.3 Métriques

Trois métriques sont utilisées pour évaluer les performances du modèle OPTRAM.

Le coefficient de corrélation de Pearson au carré r^2 , décrit par l'équation (8), mesure la force de la relation linéaire entre les observations et les prédictions. Une relation linéaire parfaite est décrite par un $r^2 = 1$ tandis qu'une relation non linéaire est décrite par un $r^2 = 0$.

$$r^2 = \left(\frac{\sum (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum (y_i - \bar{y})^2 \sum (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}} \right)^2 \quad (8)$$

Le coefficient de détermination R^2 présenté par l'équation (9) compare l'erreur quadratique du modèle à l'erreur quadratique de la moyenne des observations. Un modèle parfait possède un $R^2 = 1$, un modèle aussi bon que la moyenne aura un $R^2 = 0$, et un modèle dont l'estimation est pire que la moyenne aura un $R^2 < 0$.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

La RMSE (Root Mean Squarred Error) notée $RSME$ mesure l'écart entre les valeurs observées et les valeurs prédites. Plus la RMSE est faible, meilleur est la performance du modèle. Elle est exprimée dans la même unité que la variable mesurée, ici l'humidité soit en $m^3.m^{-3}$. La communauté scientifique considère que la valeur objectif de RMSE est de 0.04 $m^3.m^{-3}$ (Mohamadzadeh *et al.*, 2025).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

Avec :

- y_i : valeur observée
- $\bar{y}$: moyenne des valeurs observées
- $\hat{y}_i$: valeur prédite
- $\bar{\hat{y}}$: moyenne des valeurs prédites
- n : nombre d'observations

Les valeurs des médianes pour chaque combinaison de culture et de zone ont ensuite été récupérées et moyennées afin de reconstituer des modèles OPTRAM moyens pour chaque culture (voir Figure 12). Cette figure met en avant la forme triangulaire des modèles pour toutes les combinaisons. Le bord sec est semblable pour tous les modèles et seule la pente du bord humide varie. Une grande stabilité des modèles de grandes cultures et des vignes est observée. Toutefois, cette stabilité ne peut être attribuée qu'aux vignes, dans la mesure où les grandes cultures ne disposent que de deux combinaisons de modèles par zone, ce qui limite la robustesse de la comparaison.

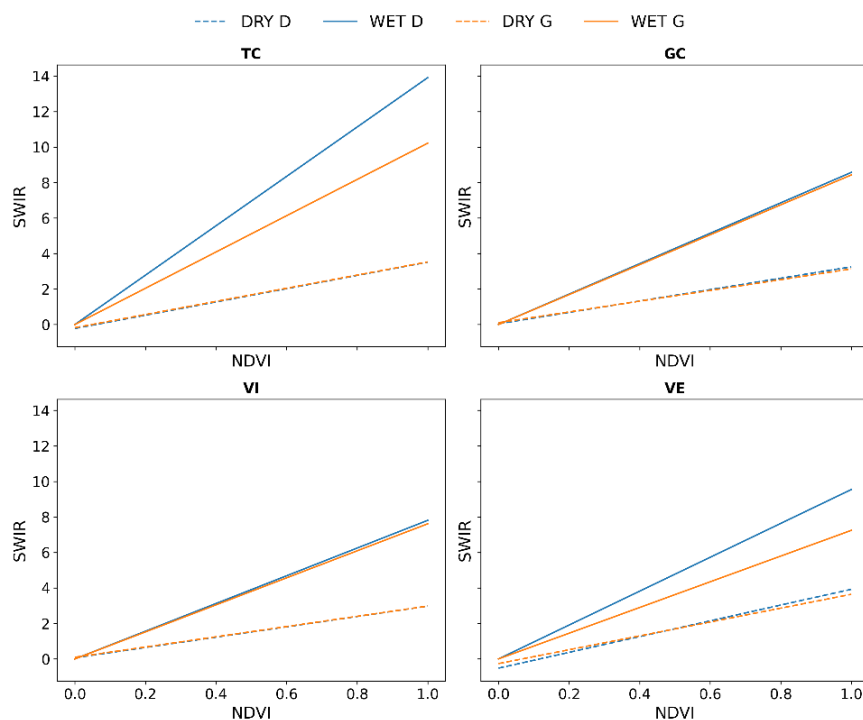


Figure 12. Valeurs moyennes des médianes des paramètres OPTRAM pour les sélections de cultures (TC : Toutes Cultures, GC : Grandes Cultures, VI : Vignes, VE : Vergers) et de zones (D : Département, G : Géopays).

5.2 Pixel versus parcelle

Les résultats ont été agrégés à l'échelle de chaque parcelle en prenant la médiane de l'humidité du sol estimée pour vérifier si la variance moyenne est réduite. La variance moyenne par pixel est de 0.0130 tandis qu'elle est de 0.0085 par parcelle, ce qui montre un effet de lissage des hétérogénéités intra-parcelles. La Figure 13 montre des valeurs de RMSE légèrement plus hautes pour les estimations d'humidité agrégées à l'échelle de la parcelle. Une plus grande variabilité des estimations est également observée pour les modèles incluant

toutes les cultures. Certaines RMSE se rapprochent de la valeur objectif de $0.04 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ mais elles sont basées sur deux (vergers) ou trois (grandes cultures) stations de mesure avec parfois très peu de données in situ. Par exemple, pour la station LarHar24 (voir Annexe F) la valeur de RMSE est de $0.06 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$ sur seulement 3 mois (juin à août 2023).

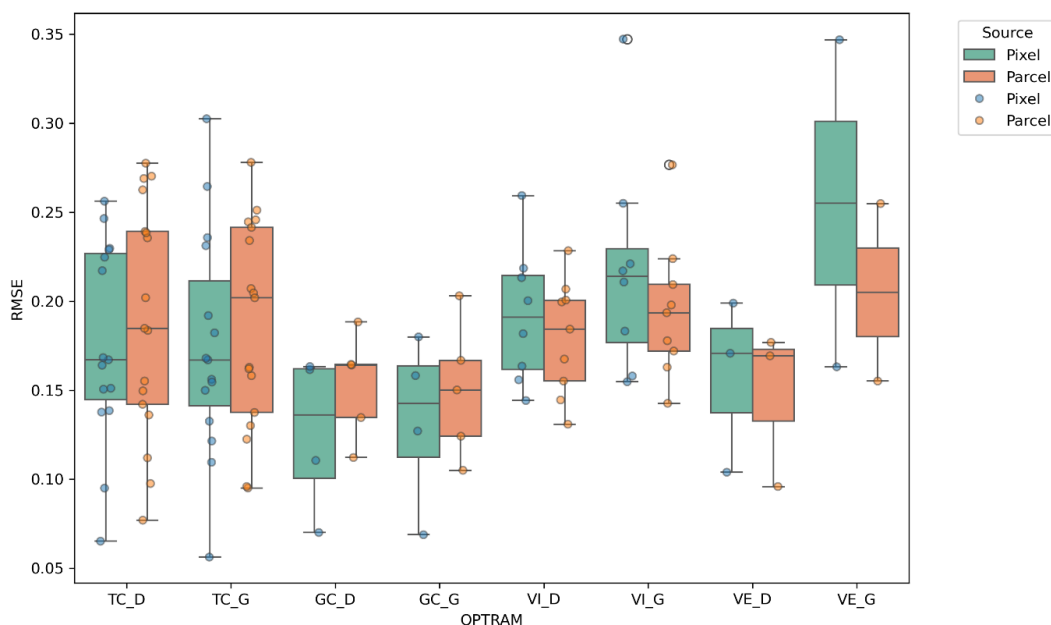


Figure 13. Valeurs des RMSE pour les estimations d'humidité au pixel de la station de mesure (en vert) à 10 cm de profondeur et pour les médianes des parcelles (en rouge).

5.3 Humidité au cours du temps

La Figure 14 montre l'évolution de l'humidité estimée au cours du temps pour 12 stations qui possèdent des données in situ suffisantes sur la période d'analyse. Les estimations dans leur globalité ne captent pas les tendances de variation de l'humidité au cours du temps. Pour l'ensemble des stations (excepté celle de Rians) et des modèles, l'humidité est surestimée en période estivale et sous-estimée en période hivernale. Les meilleures tendances sont observées avec un modèle calé par département pour les stations de cabrière d'Aigues et Lambsec uniquement. Pour les autres stations, les modèles par Géopays sont équivalents ou supérieurs.

Les estimations des modèles par Géopays de Cabrière d'Aigues et de la Tour d'Aigues varient énormément en été et automne. Cela peut s'expliquer par le fait que ces stations se situent dans un Géopays scindé en d'est en ouest par deux dalles : un modèle est paramétré pour la partie est et un autre pour la partie ouest ce qui engendre des erreurs.

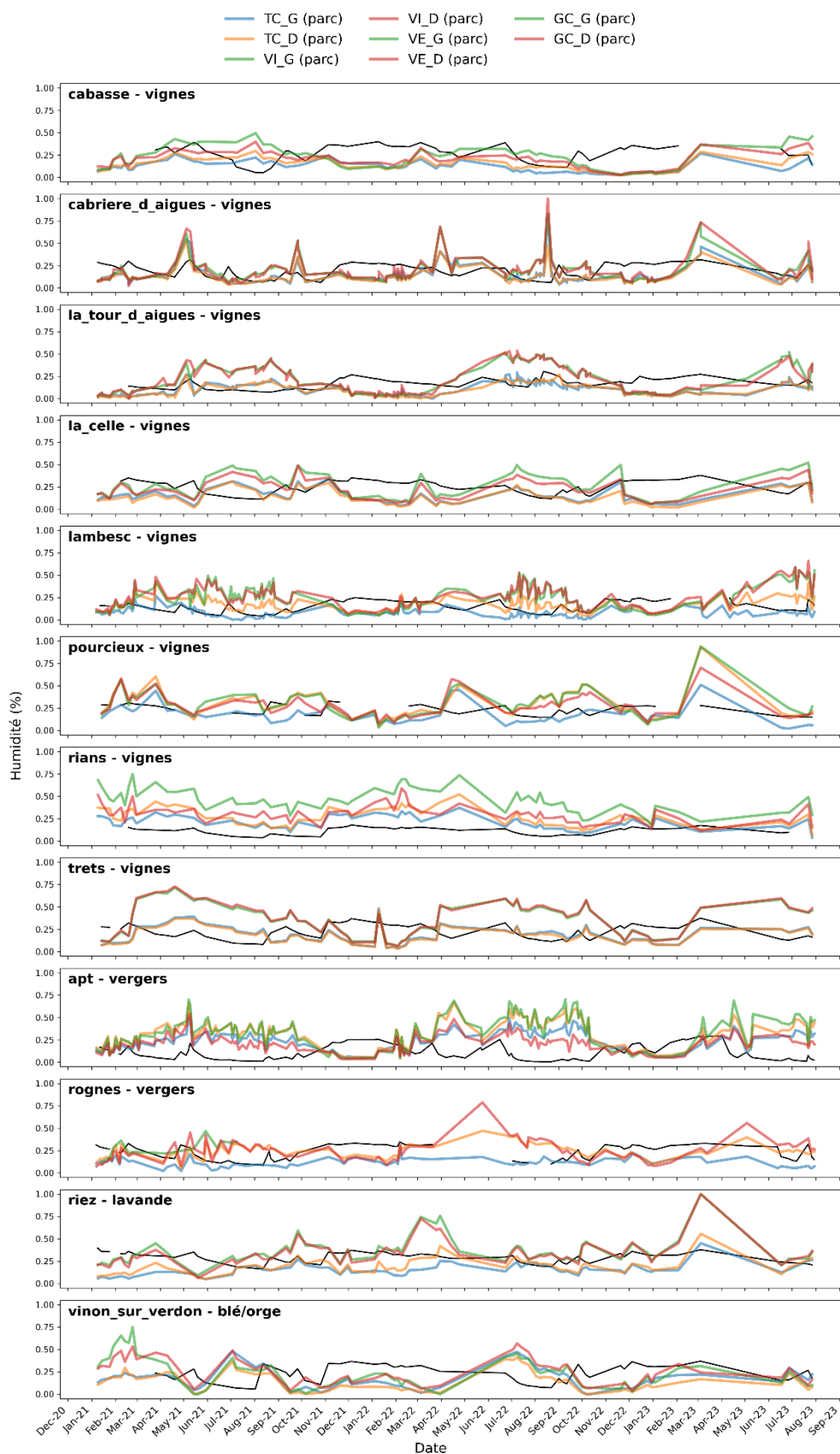


Figure 14. Humidités estimées (médiane des pixels de la station de mesure) et observées (en noir) à 10 cm pour les années culturales 2022 et 2023 pour 12 stations de mesure.

La Figure 15 montre les résultats des coefficients de corrélations r^2 entre les données in situ des stations à 10 cm de profondeur et des humidités estimées pour les différentes combinaisons. Toutes les corrélations sont proches de zéro.

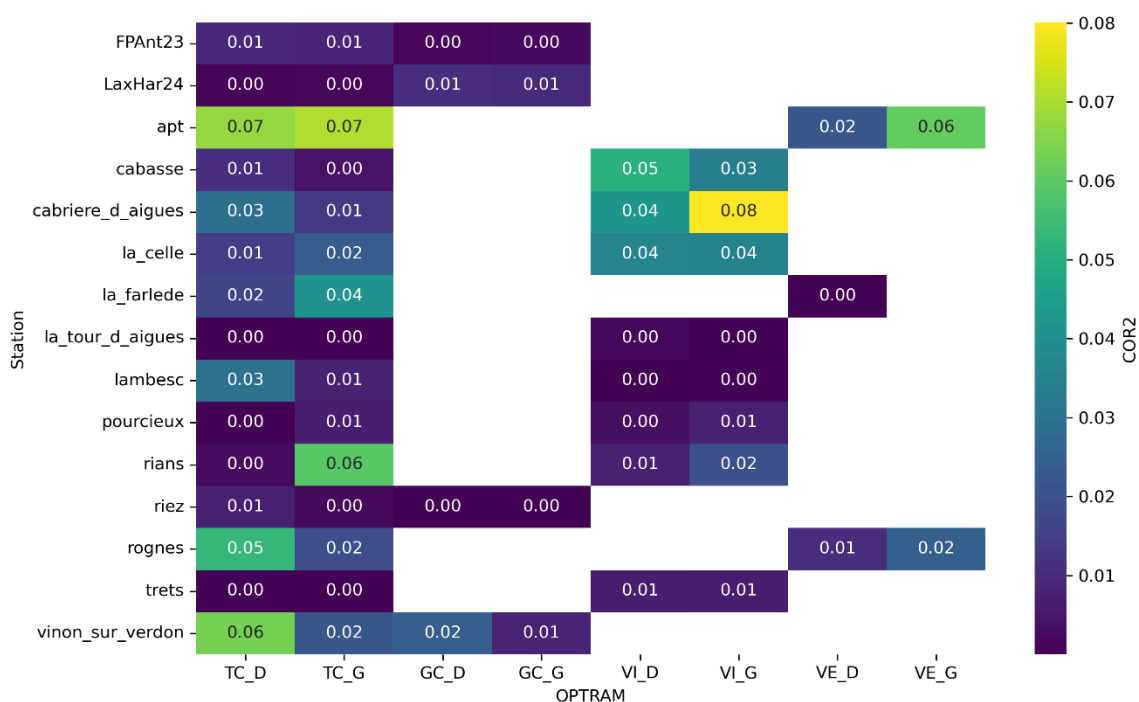


Figure 15. Résultats des coefficients de corrélation r^2 entre les estimations d'humidité pour les différentes combinaisons de modèles et des données in situ à 10 cm de profondeur.

6 DISCUSSION

6.1 Méthode de calibration

Les résultats de la méthode de calibration d'OPTRAM montrent un espace NDVI-STR qui ne respecte pas la forme trapézoïdale théorique du modèle. Afin de garantir la cohérence physique du modèle et ne pas inclure des valeurs négatives de STR dans l'espace du modèle, un forçage à 0 a été appliqué sur le paramètre i_w . Le même traitement devrait être appliqué à i_d .

Les valeurs des paramètres du bord sec peuvent être comparés à ceux de la bibliographie : i_d faible voire nul et s_d faible. En revanche, les paramètres du bord humide sont moins facilement comparables aux références. Si certaines publications montrent qu'il est possible d'obtenir i_w nul par un modèle OPTRAM calé sur un bassin versant entier en Géorgie (Babaeian *et al.*, 2018) ou sur des parcelles de vigne en Californie (Mohamadzadeh *et al.*, 2025), il ne devrait pas l'être pour l'ensemble des modèles.

L'explication la plus plausible est que la méthode de calibration du modèle OPTRAM n'est pas respectée. Dans la littérature, OPTRAM est calibré avec les données de l'ensemble des acquisitions sur une longue période. Sadeghi (2017) utilise 40 acquisitions Sentinel-2 entre 2015 et 2016, Babaeian (2018) plusieurs centaines d'acquisitions MODIS sur une période de 6 ans, et plus récemment Mohamadzadeh (2025) calibre ses modèles OPTRAM pour une période qui s'étend entre 2015 et 2019.

La méthode OPTRAM repose sur un processus de normalisation des valeurs de STR comme le montre l'équation (3). Le modèle nécessite un ensemble d'acquisitions couvrant une large variabilité hydrique de sols afin de déterminer les bords secs et humides. Si un modèle est calibré acquisition par acquisition, le calibrage dépend de l'état hydrique du sol à un instant donné. Si à ce moment-là, aucune situation humide n'est présente dans l'ensemble des pixels, alors le bord humide est mal défini, ce qui peut engendrer des valeurs de paramètre $i_w = 0$. Les résultats montrent que pour les toutes les acquisitions entre le 07/01/2021 et le 31/08/2023, aucun modèle ne possède de paramètre i_w positif. Cela prouve que les acquisitions n'ont pas capté de parcelles en situation réellement humides ou que la proportion des parcelles en situation humide n'est pas assez grande pour pouvoir tirer les valeurs des quantiles de STR sur lesquels sont calculées les régressions. Cela peut être dû à la zone d'étude

située en climat méditerranéen, où les précipitations sont faibles et la demande évaporative forte. Les situations de sols très humides voire saturés sont plus rares.

Cela met également en évidence qu'un biais est présent dans la sélection des données satellitaires. Les images à plus de 30 % de couverture nuageuse n'ont pas été prises en compte dans l'analyse. Or, la présence de nuages peut être corrélée aux précipitations, et donc des situations de saturation en humidité des sols. En excluant systématiquement ces acquisitions, la probabilité de capturer des conditions proches de la saturation est fortement réduite. La base de données utilisée est donc déséquilibrée vers des conditions sèches. Cela engendre peu de valeurs de STR élevées et donc des modèles mal calibrés.

La méthode de calibration automatique d'OPTRAM s'appuie sur des calculs de quantiles de STR pour des intervalles de NDVI, puis sur une régression linéaire sur ces points. Cette méthode est sensible au nombre de points dans chaque intervalle, et donc à la densité de points par extension. Moins de pixels sont disponibles pour les valeurs de NDVI élevées, ce qui engendre des points de régression à des valeurs élevées de STR (voir Figure 16). Le bord humide du modèle est alors tiré par quelques valeurs extrêmes. Un seuil de calcul des points de régression fixé à $STR < 0.7$ n'a pas suffi à éviter cette contrainte. La mise en place d'une méthode robuste aux valeurs extrêmes pourrait résoudre ce problème.

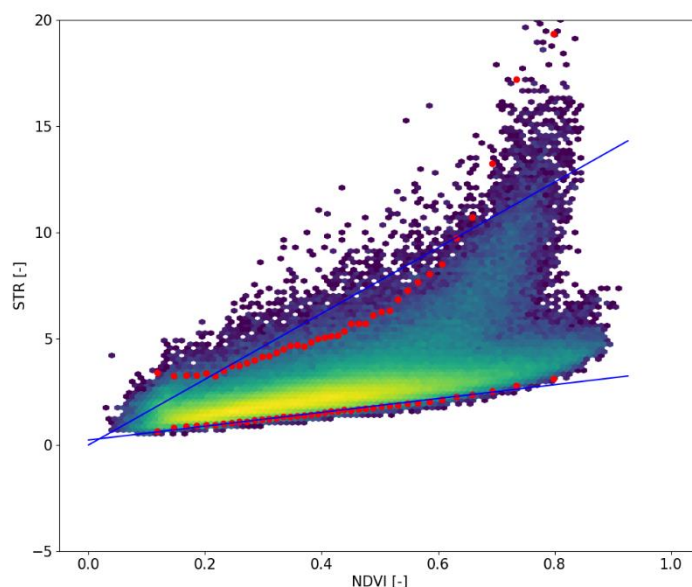


Figure 16. Exemple graphique d'un modèle OPTRAM avec des valeurs extrêmes en STR pour les points de régression.

6.2 Résultats OPTRAM

L'utilisation des moyennes journalières pour l'humidité in situ introduit un biais : la variabilité intra journalière est lissée et peut masquer des réponses rapides du sol. Cette variabilité horaire est toutefois faible par rapport à la variabilité du modèle OPTRAM biaisé. Utiliser les données horaires permettrait toutefois d'estimer plus précisément les décalages temporels entre les humidités estimées et la dynamique réelle du sol.

Malgré la grande sensibilité des modèles, ces derniers captent parfois des tendances valides qui peuvent être décalées dans le temps. Ces décalages, connus dans la littérature (Li *et al.*, 2021), dépendent des propriétés du sol (texture, structure, conductivité hydraulique, etc.) et des caractéristiques de la végétation (profondeur d'enracinement, phénologie, etc.). Une calibration par types de cultures paraît alors essentielle, et cela suggère aussi de prendre en compte les types de sols. Les textures principales des sols de surface pourraient par exemple être utilisées : les sols argileux conservent l'humidité plus longtemps, tandis que les sols sableux sont drainants. Cela permettrait d'améliorer la robustesse d'un modèle OPTRAM. La récente carte des sols principaux de France à l'échelle large au 1:250 000 semble être propice pour cette amélioration (Messant *et al.*, 2019).

Une méthode de calibration OPTRAM par type de cultures peut améliorer la qualité des résultats. Dans une étude très récente, Mohamadzadeh (2025) obtient de meilleurs résultats pour des prairies, des vergers, des vignes et certaines grandes cultures avec des modèles OPTRAM calibrés par types de cultures. Il passe par exemple d'une valeur de RMSE moyenne de 0.09 en calant son modèle toutes cultures confondues à une valeur moyenne de 0.05 m³.m⁻³. Cela montre l'utilité des données du RPG qui facilitent la sélection des parcelles par culture ou groupes de cultures.

L'agrégation par médiane des parcelles ne modifie pas les conclusions : elles se font que de stabiliser les estimations lorsque les valeurs des pixels sont aberrantes. Les valeurs de RMSE plus élevées pour les valeurs agrégées comparées aux valeurs des pixels (Figure 13) indiquent toutefois la présence d'une variabilité de l'humidité intra parcellaire.

Il est difficile de conclure qu'un calage par Géopays améliore les résultats du fait de la méthode de calage acquisition par acquisition. Lorsqu'une acquisition comporte une hétérogénéité des conditions hydriques des sols, la méthode OPTRAM marche mieux. Un calage acquisition par acquisition sur une zone plus étendue aura donc plus de chance de trouver des conditions

d'humidité de sol différentes. Tandis qu'un calage par Géopays aura tendance à regrouper des types de végétation et de sols similaires. Le manque de données doit également être pris en compte : le calage par Géopays et par type de culture sélectionne trop peu de parcelles pour construire un modèle OPTRAM. Cela pourrait être à l'origine des valeurs plus élevées des RMSE pour les parcelles de vergers calées par Géopays.

6.3 Apports et limites de l'approche

Le modèle OPTRAM est fondé sur une méthode empirique exploitant la relation NDVI-STR relativement simple à calculer à partir des images Sentinel-2. Il n'y a aucunement besoin des données auxiliaires aux données satellitaires, mais elles peuvent apporter plus de précision aux résultats (culture, sol). Si cette méthode ne permet pas des estimations d'humidité extrêmement précises, il permet toutefois de capter les variations temporelles de l'humidité (Mohamadzadeh *et al.*, 2025), et ce même pour des parcelles de vigne ou d'arboriculture. Cela peut être très utile dans le cas d'applications de détection d'irrigation ou de suivi de sécheresse.

La méthode mise en place dépend des données du RPG, ce qui limite l'opérationnalité de la démarche puisqu'elles sont fournies avec un délai de 1an. Mais pour les cultures pérennes (vignes, arboriculture) pourraient se passer de cette attente. La méthode est également limitée au traitement dalle par dalle pour une même zone de calibration. Si cette zone n'est pas couverte entièrement par la dalle, une perte de donnée s'opère.

Cette méthode est toutefois fortement dépendante du jeu de données de calibration et nécessite des acquisitions représentatives de l'ensemble des conditions hydriques des sols. De plus, une calibration fine est nécessaire ce qui est contraignant pour la mise en place d'une méthode automatique. Un nombre important de données d'acquisitions est nécessaire pour caler le modèle ce qui ajoute une complexité supplémentaire de gestion de données. Enfin, un modèle OPTRAM, calibré pour une zone donnée n'est pas transférable à une autre zone.

7 PERSPECTIVES

7.1 Vers un modèle OPTRAM robuste par culture et par zone

Une nouvelle méthode de paramétrisation pourrait être mise en place afin de calibrer un modèle OPTRAM qui intègre les conditions limites sèches et humides pour une étendue donnée. Cette méthode doit se baser sur l'accumulation de nombreuses acquisitions aux conditions climatiques les plus hétérogènes. Une période large de plusieurs années doit être considérée et une méthode de calibrage automatique robuste aux données extrêmes doit être choisie. Puisque la quantité de modèles serait réduite drastiquement en optant pour un seul calibrage pour l'ensemble des acquisitions, un calibrage manuel peut être envisagé, comme le préconise l'auteur du modèle (Sadeghi *et al.*, 2017).

Il serait possible de mettre en place une méthode de calibration avec les données agrégées à l'échelle de la parcelle. Par exemple, les valeurs médianes de STR et NDVI des parcelles pourraient être stockées pour chaque acquisition considérée, ce qui simplifierait le stockage des données et lisserait les valeurs extrêmes intra parcellaire. Avec cette empreinte de données lissées réduite, il serait potentiellement plus simple de mettre en place une méthode de calibration automatique moins sensible aux valeurs extrêmes. De plus, elle relierait directement les données satellitaires aux données culturelles, ce qui simplifierait la paramétrisation par type de culture. Les informations texturales des sols pourraient être extraites de la carte des pédopaysages, ou principaux sols dominants en France à l'échelle 1:250 000 (Messant *et al.*, 2019). Des analyses supplémentaires doivent être effectuées pour vérifier l'échelle à laquelle le modèle devrait être paramétrisé et ce, en fonction de la sélection de parcelles et de la période considérée. Un modèle semi-opérationnel robuste pourrait donc être construit pour estimer à minima les tendances d'humidité de surface par types de culture et notamment des cultures pérennes pour lesquelles aucun outil opérationnel n'existe à ce jour. Il serait toutefois nécessaire de le recalibrer régulièrement pour prendre en compte conditions hydriques qui peuvent évoluer pour affiner les estimations.

7.2 De la détection des irrigations à la quantification des volumes à l'échelle parcellaire

Estimer l'humidité de surface du sol à l'échelle parcellaire permet de détecter les irrigations lorsqu'elles sont comparées aux données de précipitations (voir Figure 17). Des augmentations de l'humidité du sol sans événements de précipitations supposent qu'un apport artificiel d'eau a lieu. Cette application peut servir à cartographier les parcelles irriguées, ce qui contribue à l'amélioration des connaissances des territoires.

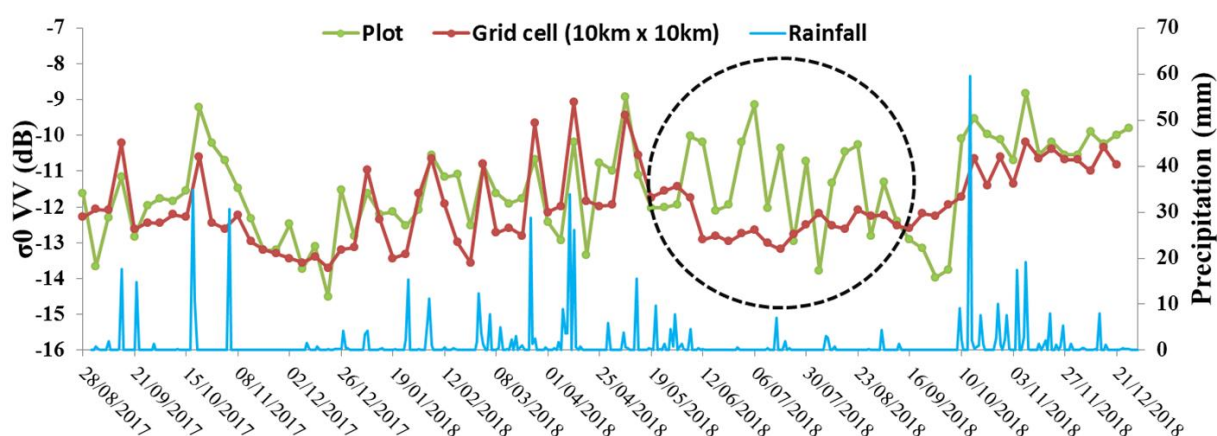


Figure 17. Exemple d'identification d'irrigations par comparaison des données d'humidité estimées par données radar aux données de précipitation (Bazzi *et al.*, 2019).

Le projet REIMU a permis la pose de capteurs connectés dès 2021 sur certaines parties du réseau de la SCP. Ces capteurs fournissent des données volumiques en un point donné. Le projet récent ASICS montre qu'il est possible de les transférer à l'échelle surfacique des parcelles si les détections des irrigations sont précises et nombreuses. En effet, la résolution temporelle de 5 jours des satellites Sentinel-2 est un facteur limitant pour la détection des irrigations. Pour en détecter davantage, il serait nécessaire de coupler plusieurs méthodes d'estimation d'humidité issues de sources de données différentes comme les données radar de Sentinel-1 et optiques de Landsat-8.

7.3 Des futures missions satellitaires prometteuses

Plusieurs missions satellitaires sont prévues dans les années futures comme le montre Tableau 6. ROSE-L va apporter des données radar en bande L avec une meilleure pénétration de la végétation et une plus grande profondeur de pénétration du sol (Massari *et al.*, 2021).

Tableau 6. Prochaines missions satellitaires majeures prévues pour les 10 prochaines années.

Satellite	Agence spatiale	Lancement prévu	Résolution spatiale des données traitées	Résolution temporelle	Type de données	Couverture des canaux	Politique de données	Statut
Sentinel-1C	ESA	Décembre 2024	10 m	6 jours	Micro-ondes (SAR)	C-Band SAR	Libre	Lancé
Sentinel-1D	ESA	2 ^e semestre 2025	10 m	6 jours	Micro-ondes (SAR)	C-Band SAR	Libre	Prévu
HydroGNSS	ESA	2025	25 km	1 jour	Micro-ondes (GNSS-R)	GNSS réflécté	Libre	Prévu
NISAR	NASA / ISRO	T1 2025	200 m	6–12 jours	Micro-ondes (SAR)	L-Band & S-Band SAR	Libre	Prévu
ROSE-L (Sentinel-12)	ESA	2028	25–50 m ²	3–6 jours	Micro-ondes (SAR)	L-Band SAR	Libre	Prévu
TRISHNA	CNES / ISRO	2026	57 à 90 m	3 jours	VIS/NIR + TIR	TIR, VSWIR	Libre	Prévu
LSTM (Sentinel-8)	ESA	2029	50 m	4 jours	VIS/NIR + TIR	TIR, VSWIR	Libre	Prévu

8 CONCLUSION

L'approche OPTRAM utilisée permet d'estimer l'humidité de surface à partir des images optiques de Sentinel-2 et du RPG. Elle est parvenue à capter certaines tendances temporelles, notamment pour les cultures pérennes comme les vignes et les vergers. Toutefois la méthode utilisée présente une limite majeure : la calibration acquisition par acquisition ne permet pas d'établir un modèle OPTRAM fiable et non biaisé, entraînant de faibles correspondances avec les mesures *in situ* (r^2 proches de zéro). Des améliorations sont envisageables : un calibrage multi-années robuste, une agrégation parcellaire des données d'entrée STR et NDVI par parcelle, et l'intégration de données pédologiques. Ces ajustements permettraient de construire un outil semi-opérationnel capable d'estimer les tendances d'humidité de surface et de détecter les irrigations à l'échelle parcellaire.

9 REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

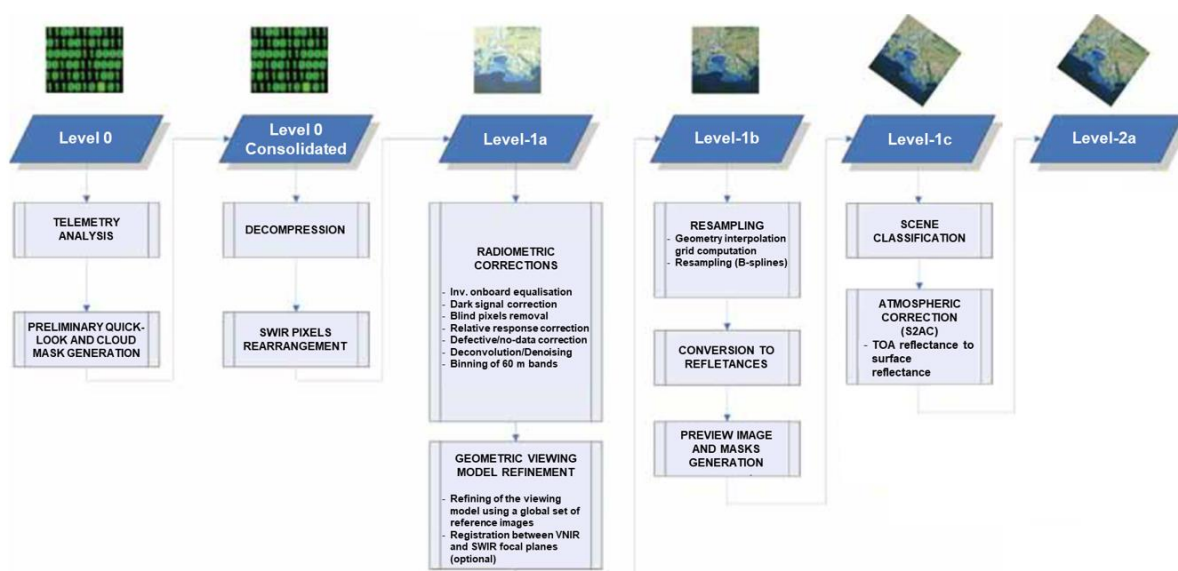
- Babaeian E., Sadeghi M., Franz T.E., Jones S., et Tuller M. 2018. Mapping soil moisture with the Optical TRapezoid Model (OPTRAM) based on long-term MODIS observations. *Remote Sensing of Environment*, 211, p. 425-440. DOI : 10.1016/j.rse.2018.04.029
- Babaeian E., Sadeghi M., Jones S.B., Montzka C., Vereecken H., et Tuller M. 2019. Ground, Proximal, and Satellite Remote Sensing of Soil Moisture. *Reviews of Geophysics*, 57(2), p. 530-616. DOI : 10.1029/2018RG000618
- Bazzi H. 2021. *Mapping Irrigated Areas using Radar and Optical Remote Sensing Data*. (Environmental Sciences). Université de Montpellier, 296 p. Disponible sur : <https://hal.inrae.fr/tel-04699691v1>
- Bazzi H., Baghdadi N., Fayad I., Charron F., Zribi M., et Belhouchette H. 2020. Irrigation Events Detection over Intensively Irrigated Grassland Plots Using Sentinel-1 Data. *Remote Sensing*, 12(24), p. 4058. DOI : 10.3390/rs12244058
- Bazzi H., Baghdadi N., Ienco D., El Hajj M., Zribi M., Belhouchette H., Escorihuela M.J., et Demarez V. 2019. Mapping Irrigated Areas Using Sentinel-1 Time Series in Catalonia, Spain. *Remote Sensing*, 11(15), p. 1836. DOI : 10.3390/rs11151836
- Bluestein H.B., Carr F.H., et Goodman S.J. 2022. Atmospheric Observations of Weather and Climate. *Atmosphere-Ocean*, 60(3-4), p. 149-187. DOI : 10.1080/07055900.2022.2082369
- Cantelaube P. et Lardot B. 2022. Construction d'une base de données géographiques exhaustive à échelle fine sur l'occupation agricole du sol : le « RPG complété ». Disponible sur : <https://hal.inrae.fr/hal-03818008v1>
- CESBIO. 2024. *Maja Project*. Disponible sur : <https://www.cesbio.cnrs.fr/maja/> (Consulté le 13 septembre 2025).
- CNES. 2025. *S1Tiling - documentation*. Disponible sur : <https://s1-tiling.pages.orfeo-toolbox.org/s1tiling/latest/> (Consulté le 5 septembre 2025).
- Courault D., Belaud G., Demarez V., Baghdadi N., et Bailly J.-S. 2024. Contribution de la télédétection pour caractériser les zones irriguées et les prélèvements d'eau pour l'irrigation. *Sciences Eaux & Territoires*, (45), p. 8143. DOI : 10.20870/Revue-SET.2024.45.8143
- Courault D., Le Page M., Khabba S., et Jarlan L. 2020. Quels sont les capteurs et les méthodes disponibles en télédétection pour aider à la gestion de l'eau ? Dans : *L'eau en milieu agricole : outils et méthodes pour une gestion intégrée et territoriale*. Éditions Quae, p. 288.
- Dari J., Quintana-Seguí P., Morbidelli R., Saltalippi C., Flammioni A., Giugliarelli E., Escorihuela M.J., Stefan V., et Brocca L. 2022. Irrigation estimates from space: Implementation of different approaches to model the evapotranspiration contribution within a soil-moisture-based inversion algorithm. *Agricultural Water Management*, 265, p. 107537. DOI : 10.1016/j.agwat.2022.107537
- Demarez V., Helen F., Marais-Sicre C., et Baup F. 2019. In-Season Mapping of Irrigated Crops Using Landsat 8 and Sentinel-1 Time Series. *Remote Sensing*, 11(2), p. 118. DOI : 10.3390/rs11020118
- El Hajj M. 2016. *Utilisation de la télédétection optique et radar pour le suivi et la gestion de prairies irriguées*. (Sciences de l'environnement). Montpellier, France : ParisTech, 206 p. Disponible sur : <https://hal.inrae.fr/tel-02603032v1>
- EOSDA. 2025. *Crop Monitoring*. Disponible sur : <https://eos.com/fr/products/crop-monitoring/key-functions/satellite-monitoring/>
- Flores A., Herndon K., Thapa R., et Cherrington E. 2019. Synthetic Aperture Radar (SAR) Handbook: Comprehensive Methodologies for Forest Monitoring and Biomass Estimation. Disponible sur : https://gis1.serviglobal.net/TrainingMaterials/SAR/SARHB_FullRes.pdf (Consulté le 2 septembre 2025).
- Gao B. 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), p. 257-266. DOI : 10.1016/S0034-4257(96)00067-3
- Gao Q., Zribi M., Escorihuela M.J., Baghdadi N., et Segui P.Q. 2018. Irrigation Mapping Using Sentinel-1 Time Series at Field Scale. *Remote Sensing*, 10(9), p. 1495. DOI : 10.3390/rs10091495

- Gates D.M., Keegan H.J., Schleter J.C., et Weidner V.R. 1965. Spectral Properties of Plants. *Applied Optics*, 4(1), p. 11. DOI : 10.1364/AO.4.000011
- Hamze M., Cheviron B., Baghdadi N., Courault D., et Zribi M. 2023. Plot-Scale Irrigation Dates and Amount Detection Using Surface Soil Moisture Derived from Sentinel-1 SAR Data in the Optirrig Crop Model. *Remote Sensing*, 15(16), p. 4081. DOI : 10.3390/rs15164081
- Hamze M., Cheviron B., Baghdadi N., Lo M., Courault D., et Zribi M. 2023. Detection of irrigation dates and amounts on maize plots from the integration of Sentinel-2 derived Leaf Area Index values in the Optirrig crop model. *Agricultural Water Management*, 283, p. 108315. DOI : 10.1016/j.agwat.2023.108315
- Hill M.J., Zhou Q., Sun Q., Schaaf C.B., Southworth J., Mishra N.B., Gibbes C., Bunting E., Christiansen T.B., et Crews K.A. 2016. Dynamics of the relationship between NDVI and SWIR32 vegetation indices in southern Africa: implications for retrieval of fractional cover from MODIS data. *International Journal of Remote Sensing*, 37(6), p. 1476-1503. DOI : 10.1080/01431161.2016.1154225
- Hydrosat. 2025. *Irriwatch*. Disponible sur : <https://hydrosat.com/>
- Intergovernmental Panel On Climate Change (Ipcc). 2023. *Climate Change 2022 – Impacts, Adaptation and Vulnerability: Working Group II Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. 1^{re} éd. Cambridge University Press Disponible sur : <https://www.cambridge.org/core/product/identifiant/9781009325844/type/book> (Consulté le 15 septembre 2025).
- Kergomard C. 2004. *La télédétection aéro-spatiale : une introduction*. Disponible sur : <https://www.geographie.ens.fr/IMG/file/kergomard/Teledetection/CTeledetection.pdf> (Consulté le 3 septembre 2025).
- Kim S.-B., Van Zyl J.J., Johnson J.T., Moghaddam M., Tsang L., Colliander A., Dunbar R.S., Jackson T.J., Jaruwatanadilok S., West R., Berg A., Caldwell T., Cosh M.H., Goodrich D.C., Livingston S., Lopez-Baeza E., Rowlandson T., Thibeault M., Walker J.P., Entekhabi D., Njoku E.G., O'Neill P.E., et Yueh S.H. 2017. Surface Soil Moisture Retrieval Using the L-Band Synthetic Aperture Radar Onboard the Soil Moisture Active–Passive Satellite and Evaluation at Core Validation Sites. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(4), p. 1897-1914. DOI : 10.1109/TGRS.2016.2631126
- Li Z.-L., Leng P., Zhou C., Chen K.-S., Zhou F.-C., et Shang G.-F. 2021. Soil moisture retrieval from remote sensing measurements: Current knowledge and directions for the future. *Earth-Science Reviews*, 218, p. 103673. DOI : 10.1016/j.earscirev.2021.103673
- Lobell D.B. et Asner G.P. 2002. Moisture Effects on Soil Reflectance. *Soil Science Society of America Journal*, 66(3), p. 722-727. DOI : 10.2136/sssaj2002.7220
- Massari C., Modanesi S., Dari J., Gruber A., De Lannoy G.J.M., Girotto M., Quintana-Seguí P., Le Page M., Jarlan L., Zribi M., Ouadi N., Vreugdenhil M., Zappa L., Dorigo W., Wagner W., Brombacher J., Pelgrum H., Jaquot P., Freeman V., Volden E., Fernandez Prieto D., Tarpanelli A., Barbetta S., et Brocca L. 2021. A Review of Irrigation Information Retrievals from Space and Their Utility for Users. *Remote Sensing*, 13(20), p. 4112. DOI : 10.3390/rs13204112
- Messant A., Chafchafi A., Ducommun C., Jalabert S., Lagacherie P., Lehmann S., Lemercier B., Moulin J., Noraz A., Laroche B., et Sauter J. 2019. Les sols dominants en France métropolitaine. , p. 46.
- Ministère de la Transition écologique et de la Cohésion des territoires. 2023. *Plan d'action pour une gestion résiliente et concertée de l'eau*. Disponible sur : https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/documents/MAR2023_DP-PLAN%20EAU__BAT%20%281%29_en%20pdf%20rendu%20accessible.pdf?utm_source=chatgpt.com
- Mohamadzadeh N., Sadeghi M., Vergopolan N., Liang L., Bandara U., Altare C., et Caldas M.M. 2025. Landcover-specific calibration of the optical trapezoid model (OPTRAM) for soil moisture monitoring in the Central Valley, California. *Frontiers in Remote Sensing*, 6, p. 1519420. DOI : 10.3389/frsen.2025.1519420
- Planet Labs. 2025. *Sentinel Hub*. Disponible sur : <https://docs.sentinel-hub.com/api/latest/data/sentinel-2-l2a/> (Consulté le 13 septembre 2025).
- Richards J.A. 2009. *Remote Sensing with Imaging Radar*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg (Signals and Communication Technology). Disponible sur : <https://link.springer.com/10.1007/978-3-642-02020-9> (Consulté le 2 septembre 2025).

- Sadeghi M., Babaeian E., Tuller M., et Jones S.B. 2017. The optical trapezoid model: A novel approach to remote sensing of soil moisture applied to Sentinel-2 and Landsat-8 observations. *Remote Sensing of Environment*, 198, p. 52-68. DOI : 10.1016/j.rse.2017.05.041
- Sadeghi M., Jones S.B., et Philpot W.D. 2015. A linear physically-based model for remote sensing of soil moisture using short wave infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 164, p. 66-76. DOI : 10.1016/j.rse.2015.04.007
- Sauquet É., Evin G., Siauve S., Bornancin-Plantier A., Jacquin N., Arnaud P., Bérel M., Bernus S., Bonneau J., Branger F., Caballero Y., Colléoni F., Collet L., Corre L., Drouin A., Ducharne A., Fournier M., Gailhard J., Habets F., Hendrickx F., Héraut L., Hingray B., Huang P., Jaouen T., Jeantet A., Lanini S., Le Lay M., Loudin S., Magand C., Marson P., Mimeau L., Monteil C., Munier S., Perrin C., Robin Y., Rousset F., Soubeyroux J.-M., Strohmenger L., Thirel G., Tocquer F., Tramblay Y., Vergnes J.-P., Vidal J.-P., Vrac M., et Explore2. 2024. *Messages et enseignements du projet Explore2*. Disponible sur : <https://entrepot.recherche.data.gouv.fr/citation?persistentId=doi:10.57745/J3XIPW> (Consulté le 15 septembre 2025).
- Tucker C.J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), p. 127-150. DOI : 10.1016/0034-4257(79)90013-0
- Zappa L., Schlaffer S., Bauer-Marschallinger B., Nendel C., Zimmerman B., et Dorigo W. 2021. Detection and Quantification of Irrigation Water Amounts at 500 m Using Sentinel-1 Surface Soil Moisture. *Remote Sensing*, 13(9), p. 1727. DOI : 10.3390/rs13091727

10 ANNEXES

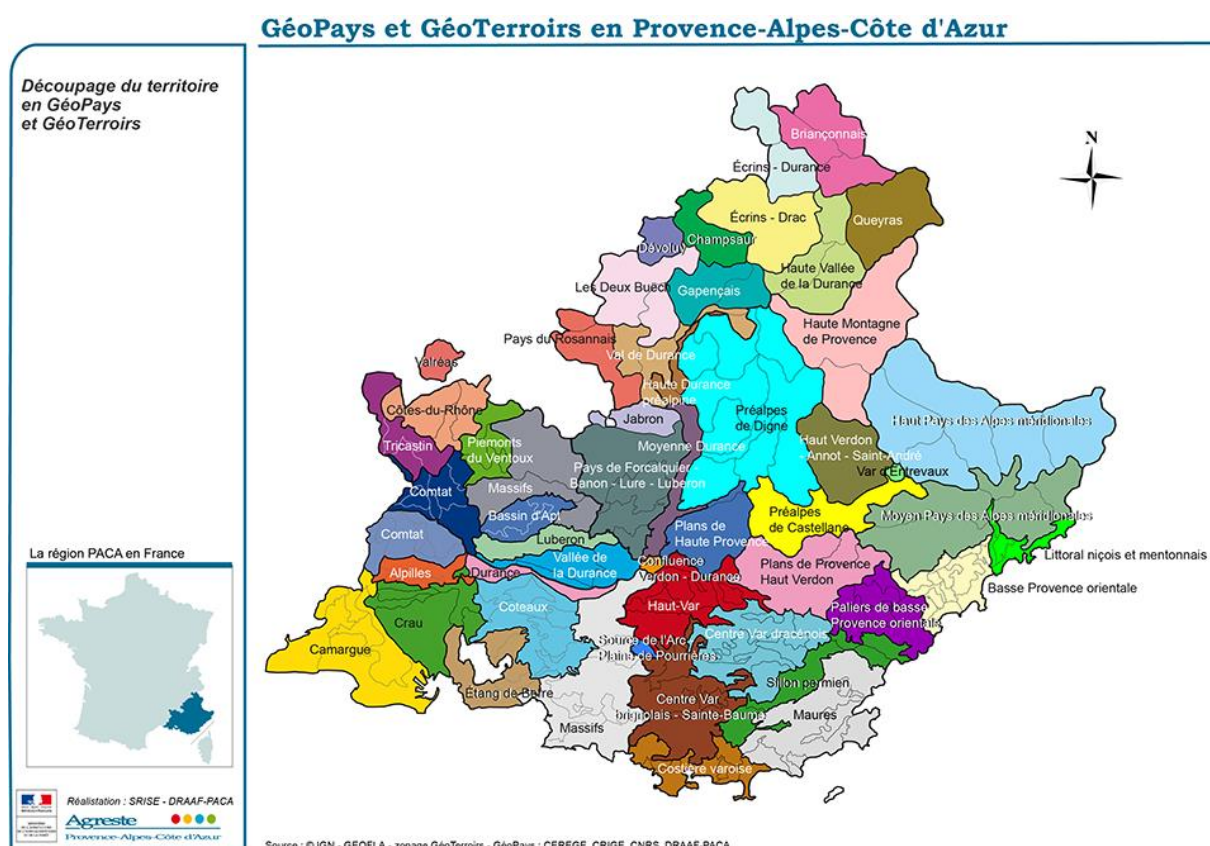
Annexe A. Niveaux de produits Sentinel-2 et étapes de traitements associées. Dans le cas de cette étude, le produit 2a est utilisé et correspond à la réflectance de la surface de la Terre. Les produits 0 et 1b ne sont pas disponibles publiquement <https://sentiwiki.copernicus.eu/web/s2-products>.



Annexe B. Synthèse des méthodes utilisées pour des publications centrées sur la détection des évènements d'irrigation avec les données Sentinel.

Auteur (1er)	Année de publication	Satellite(s)	Culture(s)	Données utilisées	Indicateurs utilisés	Modèle ou algorithme	Type de modèle ou algorithme
Hamze	2023b	S2	Maïs	VIS, NIR, SWIR	LAI (S2 Toolbox)	Optirrig	Modèle physique
Hamze	2023a	S1, S2	Maïs	VIS, NIR, MW	NDVI, LAI, VV, VH	S ² MP, Optirrig	ML + modèle physique
Le Page	2024	S2, S1	Légumes, Céréales, fourrage, tubercules, tabac, noisette	VIS, NIR, MW	NDVI, FCOVER, VV, VH	S ² MP	ML
Bazzi	2022	S1, S2	Maïs, sorgho, tournesol	VIS, NIR, MW	VV, VH, NDVI	S ² MP + IEDM + Random Forest	ML
Dari	2022	S1, S2, SMAP	Maïs, tabac, blé, tournesol, pois	THEIA	NDVI	DISPACH, k-means	ML
Zappa	2022	S1 (CCI), SMAP, CGLS-SSM	Patates, Blé d'hiver, Maïs	MW	?	SM2RAIN, SWBM	Semi-analytique (Bilan hydrique)
Maselli	2020	S2	Maïs, tomate, blé d'hiver, pois chiche	VIS, NIR	NDVI, Eta	Bilan hydrologique	Semi-empirique
Pageot	2020	S1, S2	Maïs, soja, tournesol	VIS, NIR, SWIR + MW	NDVI, NDWI, NDRE, VV, VH, VH/VV	Random Forest	ML
Bazzi	2020	S1, (S2)	Maïs, soja, sorgho	VIS, NIR, MW	VV, (NDVI)	Classification arborescente	Seuils
Le Page	2020	S1, (S2)	Maïs	VIS, NIR, MW	(NDVI), VV	S ² MP	ML
Demarez	2019	L8, S1	Maïs	VIS, NIR, SWIR + MW	NDVI, NDWI, Brightness Index, VV, VH, VV/VH	Random Forest	ML
Ferrant	2019	S1, S2	Maïs, riz, maraîchage, coton	VIS, NIR + MW	NDVI, VV/VH	Random Forest	ML
Ferrant	2017	S1, S2	Maïs, coton, riz, maraîchage, vergers	VIS, NIR + MW	NDVI, NDWI, VV/VH	Random Forest	ML

Annexe C. Carte des GéoPays pour la région PACA (<https://draaf.paca.agriculture.gouv.fr/geopays-geoterroirs-a1652.html>)



Annexe D. Liste des stations de mesure prises en compte lors des calculs d'estimation d'humidité et des cultures sur leurs parcelles associées du RPG officiel ou complété.

id_station	Code de culture RPG			Nom de culture RPG		
	2021	2022	2023	2021	2022	2023
3_filles_essai_IRRIGATION	21	21	21	Vignes	Vignes	VRC
3_filles_essai_REMPLISSAGE	21	21	21	Vignes	Vignes	VRC
3_filles_essai_TEMOIN	21	21	21	Vignes	Vignes	VRC
FPAnt23	4	16	24	CHT	SAI	PRF
IndAnt23	4	16	24	CHT	SAI	PRF
LaxHar24	16	16	16	SAI	SAI	SAI
Les_Lauves_essai_IRRIGATION	21	21	21	VRC	VRC	VRC
Les_Lauves_essai_REMPLISSAGE	21	21	21	VRC	VRC	VRC
Les_Lauves_essai_TEMOIN	21	21	21	VRC	VRC	VRC
Montagnac	24	24	24	LAV	LAV	LAV
Parcelle_03	20	20	20	VRG	VRG	VRG
Se_7_2_Temoin	21	21		Vignes	Vignes	
apt	20	20	20	VRG	VRG	CBT
cabasse	21	21	21	VRC	VRC	VRC
cabriere_d_aigues	21	21	21	VRC	VRC	VRC
dauphin	21	21	21	VRT	VRT	VRT
la_cadiere	21	21	21	Vignes	Vignes	VRC
la_celle	21	21	21	VRC	VRC	VRC
la_farlede	20	20	20	Vergers	Vergers	VE
la_tour_d_aigues	21	21	21	VRT	VRT	VRC
lambesc	21	21	21	VRC	VRC	VRC
pourcieux	21	21	21	VRC	VRC	VRC
rians	21	21	21	VRC	VRC	VRC
riez	24	24	24	LAV	LAV	LAV
rognes	20	20	20	VRG	VRG	VRG
trets	21	21	21	VRC	VRC	VRC
vinon_sur_verdon	3	4	4	ORH	AVP	BDH

Annexe E. Liste des stations de mesure d'humidité de la SCP et leurs cultures en fonction des années culturelles pour lesquelles de la donnée a été récoltée. Les codes de cultures principaux : 1 à 15 = grandes cultures sauf 11 = jachère ; 18 = prairies permanentes ; 20 = vergers ; 21 = vignes ; 24 = Lavande ; 25 = Légumes ou fleurs.

Année culturale	2020		2021		2022		2023	
id_station	code	name	code	name	code	name	code	name
LaxHar24	4	CHT	16	SAI	16	SAI	16	SAI
vinon_sur_verdon	8	FVL	3	ORH	4	AVP	4	BDH
G01B	18	Prairie	11	Jachere	11	Jachere		
G02A	18	Prairie	11	Jachere	11	Jachere		
G04B	18	Prairie	11	Jachere	11	Jachere		
G06A	18	Prairie	11	Jachere	11	Jachere		
G09B	18	Prairie	11	Jachere	11	Jachere		
G10A	18	Prairie	11	Jachere	11	Jachere		
G10B	18	Prairie	11	Jachere	11	Jachere		
Rolland_Pallue_Forest_Fred	18	PPH	20	VRG	20	VRG	20	PFR
FC_Ventavon_Fred	20	VRG	20	VRG	20	VRG	20	VRG
Gilbert_Fred	20	VRG	20	VRG	20	VRG	20	PWT
Parcelle_03	20	VRG	20	VRG	20	VRG	20	VRG
Rolland_Condamine	20	VRG	20	VRG	20	VRG	20	VRG
Rolland_Forest	20	VRG	20	VRG	20	VRG	28	SNE
Rolland_Montagne	20	VRG	4	SOG	20	VRG	20	VRG
apt	20	VRG	20	VRG	20	VRG	20	CBT
la_farlede	20	Vergers	20	Vergers	20	Vergers		VE
rognes	20	VRG	20	VRG	20	VRG	20	VRG
3_filles_essai_IRRIGATION	21	Vignes	21	Vignes	21	Vignes	21	VRC
3_filles_essai_REMPLISSAGE	21	Vignes	21	Vignes	21	Vignes	21	VRC
3_filles_essai_TEMOIN	21	Vignes	21	Vignes	21	Vignes	21	VRC
Les_Lauves_essai_IRRIGATION	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
Les_Lauves_essai_REMPLISSAGE	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
Les_Lauves_essai_TEMOIN	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
Se_7_2_Temoin	21	Vignes	21	Vignes	21	Vignes		
cabasse	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
cabriere_d_aigues	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
dauphin	21	VRT	21	VRT	21	VRT	21	VRT
la_cadiere	21	Vignes	21	Vignes	21	Vignes	21	VRC
la_celle	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
la_tour_d_aigues	21	VRT	21	VRT	21	VRT	21	VRC
lambesc	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
pourcieux	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
rians	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
trets	21	VRC	21	VRC	21	VRC	21	VRC
Montagnac	24	LAV	24	LAV	24	LAV	24	LAV
riez	24	LAV	24	LAV	24	LAV	24	LAV
FPAnt23	25	PTC	4	CHT	16	SAI	24	PRF
IndAnt23	25	PTC	4	CHT	16	SAI	24	PRF

Annexe F. Cartes de chaleur des RMSE pour chaque station pour chaque combinaison de modèles OPTRAM, pour les pixels des stations de mesure (en haut) et pour les valeurs médianes des pixels des parcelles contenant les stations de mesure (en bas).



RESUME

Ce mémoire explore le potentiel des données optiques Sentinel-2 pour l'estimation de l'humidité de surface des sols en contexte agricole. L'étude porte sur des parcelles de la zone de gestion de la Société du Canal de Provence équipée de sondes de mesure in situ. L'application du modèle OPTRAM, basé sur la relation entre les indices NDVI et STR (réflectance SWIR modifiée) permet de reproduire certaines dynamiques temporelles d'humidité, mais avec des performances variables selon les cultures. Les corrélations globalement faibles mettent en évidence un biais dans la méthode de calibration, suggérant que celle-ci devrait s'appuyer sur une plage d'acquisitions plutôt que sur une seule image. La correction de cette étape ouvre des perspectives pour un suivi opérationnel de l'humidité des sols, notamment dans le cas des cultures pérennes.

MOTS-CLES

Télédétection, télédétection optique, humidité, irrigation, OPTRAM, NDVI, SWIR, STR

Pour citer cet ouvrage : [SCHALCK, RS, (2023). Potentiel de la télédétection optique pour estimer l'humidité de surface du sol par la méthode OPTRAM. Mémoire de stage de fin d'études pour l'obtention du diplôme AgroParisTech, Dominante GEAC, AgroParisTech. Nombre de pages.]