

Faculté des bioingénieurs

Suivi de l'humidité de surface des sols par télédétection micro-onde et optique dans le bas-fond d'Itchedjiro, Bénin

Auteur : Romain KAHN
Promoteurs : Prof. Marnik VANCLOOSTER (UCLouvain)
Prof. François JONARD (UCLouvain)
Lecteurs : Prof. Irenikatche AKPONIKPE (Universite de Parakou)
Prof. Sébastien LAMBOT (UCLouvain)

Année Académique 2021 - 2022

Mémoire de fin d'études présenté en vue de l'obtention du diplôme
Bioingénieur en Sciences et technologies de l'environnement

Remerciements

En premier lieu, je tiens à exprimer mes plus sincères remerciements et ma gratitude à mon promoteur, Marnik Vanclooster, pour m'avoir accueilli au sein du laboratoire GERU. Je tiens également à le remercier pour sa disponibilité tout au long de l'année. Nos réunions hebdomadaires ont été un moteur dans la réalisation de ce travail.

Je souhaite remercier mon co-promoteur, Francois Jonard, pour ses recommandations et suggestions. Son expertise a joué un rôle déterminant dans la bonne réalisation de ce mémoire.

Je remercie par la même occasion les membres du jury, Sebastien Lambot et Irenikatche Akponike, qui m'ont fait l'honneur de bien vouloir étudier avec attention mon travail.

Je remercie aussi sincèrement les assistants et doctorants du laboratoire de géomatique, et plus particulièrement Nicolas Deffense, Baptiste Delhez et Jean Bouchat pour leur aide, leur disponibilité et leurs précieux conseils.

Je tiens à témoigner ma toute reconnaissance à Mathias Tidjani et sa femme Nina, pour l'accueil chaleureux réservé lors de la mission de février au Bénin. Cette dernière n'aurait pas été rendue possible sans la bourse octroyée par l'Académie de Recherche et d'Enseignement Supérieur (ARES), que je remercie également.

Enfin, je remercie mes collègues mémorants qui m'ont accompagné, conseillé et encouragé dans la réalisation de ce mémoire : Adil Thami, Boris Nørgaard, Tom Kenda et Charlotte Maistriau

Table des matières

Remerciements	i
Table des matières	iv
Table des figures	vi
Liste des tableaux	vii
Acronymes	viii
1 Introduction	1
1.1 Mise en contexte et problématique	1
1.2 Objectif de recherches	3
1.3 Plan du document	3
2 État de l’art	4
2.1 Dynamique de l’humidité du sol	4
2.2 Mesure de l’humidité du sol in situ	4
2.2.1 Méthode gravimétrique	5
2.2.2 Méthode électromagnétique	5
2.2.3 Méthode neutronique	5
2.3 Mesure de l’humidité du sol par télédétection	6
2.3.1 Missions d’acquisition de l’humidité du sol	6
2.3.2 Capteurs passifs	7
2.3.3 Capteurs actifs	7
2.3.4 Sensibilité des capteurs	8
2.3.5 Résolution spatiale des capteurs	8
2.3.6 Configuration des capteurs	9
2.4 Approches et modèles d’estimation d’humidité du sol	10
2.4.1 Approches empiriques	10
2.4.2 Approches semi-empiriques	11
2.4.3 Approches théoriques et physiques	11
2.4.4 Limites des modèles	12
2.4.5 Effet de la végétation	12
2.5 Identification des entités spatiales	13
2.5.1 Identification des clusters par l’approche mean shift	13
3 Site d’étude	15
3.1 Situation géographique	15

3.2	Situation climatique	16
3.3	Occupation du sol	16
3.4	Topographie	17
3.5	Contexte de l'étude	18
4	Matériel et méthodes	19
4.1	Méthodologie générale	19
4.2	Acquisitions satellitaires	20
4.2.1	Images radars	20
4.2.2	Images optiques	20
4.2.3	Données SMAP	21
4.3	Installations de terrain	21
4.3.1	Données d'humidité du sol	21
4.3.2	Données de précipitations	22
4.4	Synthèse et traitement des données	23
4.5	Estimation de l'humidité du sol par couplage d'images optiques et radars	23
4.5.1	Segmentation de la zone d'étude	23
4.5.2	Modèle d'estimation	24
4.5.3	Inversion du modèle	25
4.5.4	Application de l'algorithme	25
4.6	Validation par les observations in situ	26
4.7	Validation par les produits SMAP	26
4.8	Analyse de variabilité spatiale	27
5	Résultats	28
5.1	Résultats de la segmentation	28
5.2	Résultats des estimations de l'humidité du sol	29
5.2.1	Cartographie de l'humidité du sol	29
5.2.2	Comparaison avec les données in situ	31
5.2.3	Comparaison avec les produits SMAP	34
5.3	Explication la distribution en termes de co-variables	35
5.3.1	La topographie	35
5.3.2	L'occupation du sol	35
6	Discussion	37
6.1	Représentation spatiale et temporelle des variables pour caractériser l'humidité du sol	37
6.1.1	Échelle spatiale	37
6.1.2	Échelle temporelle	38
6.2	Les algorithmes d'extraction d'humidité du sol	39
6.3	Validation de l'humidité du sol	40
6.3.1	Traitement d'absence d'images optiques en période nuageuse	40
6.3.2	Performance des estimations	40
6.3.3	Comparaison avec les produits SMAP	41
6.3.4	Réflexion sur la campagne de mesure	42
6.4	La structuration spatio-temporelle d'humidité du sol dans le bas-fond	42
6.5	Perspectives	43
7	Conclusion	45

Bibliographie	47
Annexes	I
A Cartes de la zone d'étude	II
A.A Texture du sol	II
A.B Topographique	III
A.C Segmentation du bas-fond	IV
B Acquisitions satellitaires	V
C Données de terrain d'humidité du sol	VII
D Résultats complémentaires	IX
D.A Résultats des estimations agrégées à différentes zones tampons	IX
D.B Approche employée pour étudier la corrélation sur le site d'étude	XIII
D.C Diagramme de corrélation	XIV
E Photo du terrain	XV
E.A Aménagement dans le bas fond	XV
E.B Accident mission de terrain	XVI
F Codes	XVII
F.A Traitements et extractions des données par Google Earth Engine	XVII
F.A.1 Sentinel-1	XVII
F.A.2 Sentinel-2	XVIII
F.A.3 SMAP	XX

Table des figures

2.1	Sensibilité de la température de brillance à différentes variables (l'humidité du sol, la vapeur d'eau, la rugosité de surface et,c.) en fonction de la fréquence (Kerr, 1996).	8
2.2	Avantages et désavantages des différentes fréquences micro-ondes (Raquel, 2016).	9
2.3	Exemples de l'influence de i) la fréquence, ii) l'angle d'incidence, iii) la polarisation, iv) la géométrie de la végétation et, v) la constante diélectrique de la végétation sur la rétrodiffusion radar. Les flèches indiquent les ondes radar. La largeur des lignes représente une rétrodiffusion radar plus ou moins élevée. Notez que les différences entre les figures du haut et du bas sont illustratives et, que les mécanismes exacts de rétrodiffusion sont une combinaison de tous les facteurs (van Emmerik, 2017).	10
2.4	Procédure de clustering par l'algorithme <i>mean shift</i> (tous les points de données sont pris comme des centres initiaux) (Seo et al., 2014).	13
3.1	Localisation du site d'étude.	15
3.2	Diagramme ombrothermique de la zone d'intérêt basé sur les données climatiques de 1990 à 2020.	16
3.3	Occupation du sol du site d'étude en 2020.	17
3.4	Topographie de la zone d'étude.	18
4.1	Organigramme de la démarche méthodologique.	19
4.2	Mesure de l'humidité du sol dans le bas-fond ©Sabi Kidirou.	22
4.3	Résolution spatiale d'un pixel Soil Moisture Active and Passive (SMAP) par rapport à la zone d'intérêt.	27
5.1	Segmentation sur base du <i>NDVI</i> médian sur la période 2019-2021. Les segments discriminés sont délimités en mauve.	29
5.2	Cartographie de l'humidité du sol sur la zone d'étude de janvier 2019 à mars 2022. Les teintes bleues montrent une humidité du sol élevée et inversement pour les teintes blanches.	30
5.3	Délimitation d'une zone tampon de 10 et 20 m autour des sites d'échantillonnages. L'humidité du sol correspond à la moyenne sur le site entre 01-2019 et 01-2022.	31
5.4	Évolution temporelle (06-2020 à 03-2022) de l'humidité moyenne du sol (vol.%) des observations in situ à 10 cm (en bleu) et 20 cm (en gris) et des estimations par télédétection (en orange). Les intervalles représentent l'écart type des multiples observations temporelles durant un mois.	32

5.5	Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol sur base des observations SMAP brutes (vol.%), SMAP intégrées au modèle Palmer (mm) et des estimations par Sentinel-1&2 (vol.%).	34
5.6	Diagramme de corrélation entre l'humidité du sol et le relief.	36
5.7	Diagramme de relation entre l'humidité du sol et l'occupation du sol.	36
6.1	Identification des valeurs aberrantes avec la carte d'occupation du sol. L'humidité du sol correspond à la moyenne sur le site entre 01-2019 et 01-2022.	41
6.2	Dynamique des produits Soil Moisture Active and Passive (SMAP) et de la profondeur optique de la végétation (<i>VOD</i>) sur la zone d'étude.	42
A.1	Texture et teneur en matière organique de l'horizon de surface	II
A.2	Pente topographique établie sur base du Modèle Numérique de Terrain (MNT)	III
A.3	Indice de position topographique établi sur base du Modèle Numérique de Terrain (MNT)	III
A.4	Segmentation avec orfeo toolbox sur base du NDVI médian sur la saison sèche (novembre-février) de 2019-2021	IV
A.5	Segmentation avec orfeo toolbox sur base du NDVI médian sur la saison humide (mars-octobre) de 2019-2021	IV
B.1	Fréquence de revisite et de couverture de Sentinel-1 ©ESA	VI
B.2	Fréquence de revisite et de couverture de Sentinel-2 ©ESA	VI
D.1	Six différentes zones tampons circulaires, centrées sur les sites d'échantillonnage. Exemple avec la cartographie de l'humidité du sol pour 08-2020	IX
D.2	Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol (vol.%) des observations in situ moyennes à 20 cm (en gris) et des estimations par télédétection agrégée à 15 m (en bleu), à 30 m (en vert) et 50 m(en orange). Les intervalles représentent l'écart type spatial des estimations au sein d'une même zone d'agrégation.	X
D.3	Méthodologie permettant d'établir une relation avec des co-variables. Chaque point (16 154 au total) représente un site de ré-échantillonnage à 10 mètres de résolution.	XIII
D.4	Diagramme de corrélation entre l'humidité du sol et l'indice de position topographique	XIV
D.5	Diagramme de corrélation entre l'humidité du sol et la pente	XIV
E.1	Aménagement sommaire dans le bas-fond (déversoir en béton après endommagement par une forte pluie)	XV
E.2	Mission de terrain en février 2022, interrompue pour des raisons médicales, <i>i.e.</i> fracture intracapsulaire condylienne droite ©Romain Kahn	XVI

Liste des tableaux

2.1	Quelques méthodes de mesures d'humidité du sol in situ (Amazirh, 2019)	4
2.2	Quelques instruments de télédétection et satellites (passés et actuels) pour l'observation de <i>SM</i> à l'échelle mondiale (Mohanty et al., 2017)	7
4.1	Sommaire des caractéristiques des produits utilisés.	23
5.1	Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes à 10 cm et 20 cm et des estimations par télédétection.	33
C.1	Synthèse des données enregistrées par les sondes FDR et le pluviomètre. Les données sont agrégées à leur valeur moyenne mensuelle	VIII
D.1	Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 15 mètres.	XI
D.2	Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 20 mètres.	XI
D.3	Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 30 mètres.	XI
D.4	Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 50 mètres.	XII
D.5	Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 75 mètres.	XII
D.6	Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 100 mètres.	XII

Acronymes

BAFONBE	Bas-Fonds au Bénin
ESA	European Space Agency
GEE	Google Earth Engine
GRD	Ground Range Detected
IEM	Integral Equation Model
MNT	Modèle Numérique de Terrain
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Near Infrared
OTB	Orefeo ToolBox
RSO	Radar à Synthèse d'Ouverture
S1	Sentinel-1
S2	Sentinel-2
SM	Soil Moisture
SMAP	Soil Moisture Active and Passive
SMOS	Soil Moisture and Ocean Salinity
WCM	Water Cloud Model

Chapitre 1 : Introduction

1.1 Mise en contexte et problématique

En 2020, près de 2,37 milliards de personnes (soit 30% de la population mondiale) étaient en situation d'insécurité alimentaire grave (UNICEF et al., 2021). La situation est préoccupante, et le nombre de personnes sujettes à la malnutrition ne va pas en diminuant. Ce problème touche plus particulièrement les pays de l'Afrique de l'Ouest, parmi lesquels le Bénin qui a connu de graves problèmes de crise alimentaire (PAM, 2014). L'insécurité alimentaire y constitue un problème majeur et la situation est telle que l'agriculture ne répond plus aux besoins de la population.

Le secteur agricole joue un rôle prépondérant dans la croissance économique des pays en développement comme le Bénin. Précisément, ce secteur contribue pour 32,7 % au PIB, et fournit environ 70 % des emplois (Hervé et al., 2013). Cependant, les systèmes de production agricole traditionnels ne sont pas suffisamment productifs. Alors que le taux de croissance démographique s'accélère dans le pays, l'agriculture ne peut plus nourrir les populations. En effet, sur la période de 2002 à 2012, on observe une croissance démographique annuelle de 3,5 %, alors que la production alimentaire par habitant n'augmente en moyenne que de 1,6 % par an (Bidou et al., 2019). Le Bénin présente une agriculture de subsistance, environ 80% des besoins alimentaires des populations du pays sont satisfaits par les productions nationales (Blein et al., 2008). Une grande partie de ces besoins sont couverts par la culture de céréales, en particulier du riz qui occupe une place prépondérante dans la diète alimentaire des africains. Le riz, représentant plus de 25% du total des céréales consommées, est à présent devenu synonyme de « sécurité alimentaire » (Mendez Del Villar et Bauer, 2013). Néanmoins, le riz est une plante relativement sensible et vulnérable à la sécheresse et à l'irrégularité des pluies. L'agriculture pluviale, comme celle qui caractérise le riz, est menacée par des conditions de plus en plus sèches et chaudes engendrées par le dérèglement climatique. Ces effets conduisent à la réduction de la saison des pluies, avec un effet négatif direct sur le rendement des cultures et la fréquence des périodes de famine (Gnanglè et al., 2011 ; Wheeler et Von Braun, 2013). Dans cet environnement marqué par la variabilité climatique, on note un déplacement du front des

activités agricoles vers les milieux hydromorphes comme les plaines inondables, les vallées, ou encore les bas-fonds (Souberou et al., 2017).

Parmi les surfaces cultivées au Bénin, les bas-fonds constituent des surfaces de très grand intérêt. En effet, ces sols fertiles présentent un potentiel de développement et d'intensification agricole important grâce à leurs propriétés pédologiques et hydrologiques favorables. Quand bien même les bas-fonds présentent aux yeux de la population un intérêt agro-économique grandissant, la production agricole reste limitée par le manque de gestion appropriée de l'eau ainsi qu'un manque d'aménagement adéquat. En effet, les bas-fonds équipés de systèmes intégrés d'irrigation, ne totalisent que 11 000 hectares (Abdou Razak & Mohamed Nasser, 2022), sur les 205 000 hectares qui s'étendent à travers le pays. L'aménagement hydraulique de ces bas-fonds est donc une priorité centrale pour l'état béninois (Souberou et al., 2017).

L'aménagement et la valorisation des bas-fonds passent par une caractérisation des propriétés hydrodynamiques des sols. Dans ce contexte, il est considéré que la distribution spatiale de l'humidité du sol au sein des bas-fonds joue un rôle clé dans le comportement hydrologique des bas-fonds. On peut noter que, le Global Climate Observing System a désigné l'humidité du sol comme l'une des 50 variables climatiques essentielles (Copernicus, 2022). De nombreuses applications peuvent être tirées de la connaissance de la distribution de l'humidité du sol tel que i) le dimensionnement adéquat d'aménagements hydrauliques, ii) améliorer la surveillance de l'état de santé des cultures, iii) l'optimisation et la gestion intégrée de l'eau agricole.

Néanmoins, la caractérisation de la variabilité spatio-temporelle de l'humidité des sols à l'échelle du bas-fond demeure complexe (Verburg et al., 2009). Cela est dû, en grande partie, à la difficulté et au coût associés à l'obtention de mesures in situ d'humidité du sol (Jiménez et al., 2013). Avec la méthode traditionnelle, on travaille par échantillonnage ponctuel et spécifique afin d'obtenir une distribution représentative de l'humidité du sol dans l'espace. Cette méthode reste fastidieuse et n'est pas pratique à mettre en œuvre (Jiménez et al., 2013). À cet égard, l'utilisation de la télédétection apparaît comme une méthodologie particulièrement adaptée du fait de l'homogénéité, la répétabilité et du caractère systématique et synoptique des observations (Peng et al., 2017). Au cours des dernières décennies, les techniques de télédétections, ont été intensivement étudiées pour récupérer l'humidité du sol, fournissant ainsi un certain nombre d'algorithmes, de modèles. Bien que les données télédétections offrent des avantages sans précédent, certains défis scientifiques persistent en matière de d'interprétation du signal, de résolution spatiale et temporelle grossière, de faible profondeur de pénétration.

1.2 Objectif de recherches

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre du projet Bas-Fonds au Bénin (BAFONBE). Ce projet est coordonné par le Earth and Life Institute (en Belgique), ainsi que par l'Université de Parakou (au Bénin) (Petit et Vanclooster, 2019; Akponikpe, 2019). Il est soutenu par Wallonie Bruxelles International (WBI). L'objectif général du projet BAFONBE est le renforcement des capacités scientifiques et techniques des partenaires béninois dans le domaine de la gestion de l'eau des bas-fonds. Ceci a pour but de consolider les bases scientifiques pour la conception et la gestion des aménagements hydrauliques et hydrologiques adéquats et donc d'augmenter la production et la productivité agricole dans les bas-fonds au Bénin. Un des objectifs spécifiques du projet consiste à suivre le comportement hydrologique de quelques bas-fonds pilotes (Glazoué et Bahoukpo), afin de concevoir un modèle de comportement hydrologique conceptuel en appui au dimensionnement des aménagements hydrauliques pour l'irrigation.

L'objectif général du mémoire est d'implémenter une méthodologie innovante sur de la télédétection, de la technologie SMART et de la fouille des données, permettant de générer de l'information à haute résolution spatio-temporelle de l'humidité du sol de la zone racinaire d'un bas-fond au Bénin. Le but est de caractériser la distribution spatio-temporelle de l'humidité de surface des sols. La démarche utilisée consiste à valoriser des informations à haute définition spatiale collectées par satellites (Sentinel-1&2) et à haute résolution temporelle par satellite SMAP. Des informations à haute résolution temporelle collectées à l'aide des capteurs in situ (humidimètre, pluviomètres) seront utilisés pour valider les informations déduites par télédétection. Dans ce mémoire, nous nous limitons à l'étude du bas-fond de Glazoué.

1.3 Plan du document

Ce mémoire s'articule en quatre parties. La première présente un état de l'art des différentes études ayant fait l'objet d'une caractérisation de l'humidité de surface. La deuxième partie traite de la méthodologie suivie. La troisième partie expose les résultats obtenus. La quatrième partie offre une discussion qui s'accompagne des perspectives d'amélioration.

Chapitre 2 : État de l’art

2.1 Dynamique de l’humidité du sol

Par définition, l’humidité du sol -*Soil Moisture (SM)*- est la quantité d’eau contenue entre les particules du sol des surfaces continentales (Donahue et al., 1977), elle s’exprime généralement en unités volumétriques ($m^3.m^{-3}$ ou vol.%). L’humidité de surface des sols est une variable clé en agro-hydrologie, puisqu’elle contrôle de nombreux processus à l’interface sol-atmosphère (Porporato et al., 2001 ; Koster et al., 2004). Parallèlement, la dynamique de *SM* est influencée par i) l’historique des précipitations, ii) la texture du sol, qui détermine la capacité de rétention d’eau, iii) la pente de la surface du sol, qui affecte le ruissellement et l’infiltration et, iv) la végétation et la couverture du sol, qui influencent l’évapotranspiration et la percolation profonde (Mohanty et al., 2017).

2.2 Mesure de l’humidité du sol in situ

Les données de *SM* peuvent être acquises de deux manières différentes i) en utilisant des mesures in situ, ii) par des méthodes de télédétection. Il existe de nombreuses méthodes pour mesurer la *SM* in situ. Les principales sont reprises dans le tableau 2.1.

TABLE 2.1 – Quelques méthodes de mesures d’humidité du sol in situ (Amazirh, 2019)

Méthode	Bases physiques	Utilisation
Méthode gravimétrique	Pesage	Référence, destruction, travail du sol
Sonde à neutrons	Méthode nucléaire	Semi-automatique, problème des sources radioactives, adapté aux milieux hétérogènes (volume de mesure = 20 cm)
Sonde capacitive	Méthode diélectrique	Automatisable, haute résolution spatiale (volume de mesure = 1 cm)
Sonde TDR	Méthode diélectrique	Automatisable, mesure rapide
Tensiomètre	Mesure du potentiel hydrique	Méthode la plus utilisée, large plage de mesure (de 0 à 100 KPa)
Psychromètre	Mesure de la pression de l’eau en phase vapeur	Moins précis en conditions humides

2.2.1 Méthode gravimétrique

Dans la méthode gravimétrique, le sol étudié est échantillonné. Ensuite, les échantillons de sol sont pesés, séchés dans un four et, repesés (ce qui permet de connaître le poids avant et après séchage). La différence entre les deux poids est associée à la quantité d'eau. Le pourcentage de SM peut être calculé comme le rapport entre le poids de l'eau et le poids total. Connaissant le volume du sol, on peut alors calculer la SM volumétrique. Il s'agit de la méthode directe de référence. Néanmoins, elle est fastidieuse, coûteuse et destructive (Schmugge et al., 1980).

2.2.2 Méthode électromagnétique

Cette méthode repose sur une mesure indirecte. La grandeur mesurée est la permittivité du sol (ou constante diélectrique). Ce paramètre peut être mesuré dans le sol de plusieurs manières, les deux principales sont : TDR (*Time Domain Reflectometry*) et FDR (*Frequency Domain Reflectometry*) :

- Un humidimètre TDR fonctionne en transmettant des ondes électromagnétiques à travers le sol. L'humidité est déduite en mesurant le temps nécessaire à l'onde pour se propager dans le sol, *i.e.* sa vitesse. Toutes choses égales par ailleurs, la vitesse est reliée à la constante diélectrique du sol, qui dépend à son tour de la teneur volumétrique en eau du sol (Dalton & Van Genuchten, 1986).
- Un humidimètre FDR détermine la permittivité apparente d'un milieu grâce à la différence d'impédance entre l'onde émise et l'onde réfléchi. Les sondes FDR ont l'avantage de reposer sur une technologie moins cher (Kelleners et al., 2004).

La méthode électromagnétique est non-destructive et, ne perturbe le sol qu'au moment de la mise en place du tube d'accès. Les capteurs peuvent être connectés à un enregistreur de données et fournir une mesure continue de SM . Il faut noter que les données de mesure sont limitées au volume d'influence, soit 1 à 2 cm autour du capteur. Les humidimètres (TDR et FDR) ont l'avantage d'être faciles d'utilisation et présentent un bon rapport prix/performance (Vereecken et al., 2014). Tout ceci fait que, à l'heure actuelle, la majorité des mesures de SM sont réalisées à l'aide de techniques électromagnétiques (Amazirh, 2019). Il convient de souligner qu'un étalonnage de la constante diélectrique est nécessaire. En effet, ceci permet de corriger les équations de calibration fournies par le constructeur et ainsi d'intégrer les conditions pédologiques locales.

2.2.3 Méthode neutronique

Cette approche est basée sur le phénomène de diffusion des neutrons. Des neutrons à haute énergie sont émis par des matériaux radioactifs spéciaux, tels que le radium-

béryllium (Wormald & Britch, 1969). Ces neutrons sont ralentis à la suite d'une collision avec des atomes d'hydrogène et forment un nuage de neutrons. La densité de ce nuage est détectée par un appareil et ensuite, associée à la quantité d'hydrogène. Cette quantité d'hydrogène est assimilée à la quantité d'eau dans le sol (Chanasyk & Naeth, 1996). Cette méthode est non-destructive et, ne perturbe le sol qu'au moment de la mise en place du tube d'accès. Elle reste particulièrement efficace et les mesures peuvent être faites rapidement. Cependant, le coût assez élevé (plusieurs milliers dollars US) et la dangerosité (caractère radioactif nécessitant une licence particulière) en limitent l'utilisation (Bacchi et al., 2003).

2.3 Mesure de l'humidité du sol par télédétection

À l'échelle locale et à un moment donné, l'estimation de SM est relativement facile à réaliser avec les méthodes mentionnées ci-dessus. Toutefois, pour obtenir des mesures représentatives d'une grande zone, la procédure devient plus complexe, car elle implique une stratégie d'échantillonnage spécifique et fastidieuse (Jiménez et al., 2013). Pour pallier ce problème, l'usage de la télédétection a démontré un grand potentiel. En effet, celle-ci permet de récupérer la SM de manière homogène, répétable et systématique (Gao & Liu, 2001).

Au cours des 50 dernières années, les spectres électromagnétiques, ont été intensivement étudiés afin de récupérer la SM . D'une part, un certain nombre d'études ont tenté d'exploiter les domaines optiques et thermiques mais, les performances demeurent limitées. En effet, les courtes longueurs d'ondes associées à ces domaines, réduisent considérablement la capacité de pénétration du signal dans le sol (de l'ordre du millimètre) (Srivastava, 2010). D'autre part, la communauté scientifique a reconnu le domaine des hyperfréquences (ou micro-ondes), comme présentant le plus grand potentiel pour récupérer la SM . En effet, les contrastes importants de conductivité électrique entre sols humides et sols secs permettent d'obtenir une estimation cohérente de l'état hydrique des sols (Carlson et al., 1995; Oh, 2004). Les ondes micro-ondes présentent également l'avantage de pénétrer les nuages, la pluie et sont indépendantes de l'ensoleillement (Engman & Chauhan, 1995).

2.3.1 Missions d'acquisition de l'humidité du sol

Dans le but de collecter des mesures d'humidité du sol; différentes missions (et capteurs) ont été lancés dans l'espace, les principales sont reprises dans le tableau 2.2.

TABLE 2.2 – Quelques instruments de télédétection et satellites (passés et actuels) pour l'observation de *SM* à l'échelle mondiale (Mohanty et al., 2017)

Instrument	Satellite	Fréquence	Bande	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Type de capteur
AMSR-E	Aqua	16,9-89 GHz	S,X	25-50 km	2 jours	passif
MIRAS	SMOS	1,4 GHz	L	35-60 km	3 jours	passif
PALSAR	ALOS	1,2 GHz	L	10-100 m	46 jours	actif
RADARSAT-1&-2		5,40 GHz	C	10 m	24 jours	actif
Sentinel-1A&-1B		5,40 GHz	C	5-20 m	6 -12 jours	actif
SMAP		1,4 GHz	L	36 km	3 jours	passif
		1,26 GHz	L	9 km	3 jours	actif
SSM/I	SSM/I	19.3-85,5 GHz	K	13-69 km	12 heures	passif

2.3.2 Capteurs passifs

Les capteurs passifs détectent et mesurent le rayonnement électromagnétique réfléchi par la surface de la Terre (Hossain & Easson, 2009). On retiendra les deux principaux capteurs radar passifs ; le radiomètre à balayage hyperfréquence avancé du satellite Aqua (AMSR) de la National Aeronautics and Space Administration (NASA) et le radiomètre de la mission Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) de l'European Space Agency (ESA). Le satellite SMOS est le premier satellite, lancé en 2009, qui est dédié à l'étude et la cartographie de *SM*. Ce dernier fonctionne en bande L (1,4 GHz) et fournit des données à une résolution spatiale d'environ 40 km. On peut également noter les tentatives d'estimations de *SM* à l'aide de l'imageur hyperfréquence à capteur spécial (SSM/I), conçu pour la détection océan-glace-atmosphère. Ce radiomètre fonctionnait à des fréquences élevées et offrait donc une résolution spatiale grossière.

2.3.3 Capteurs actifs

Les capteurs actifs à micro-ondes produisent de l'énergie et mesurent la quantité d'énergie renvoyée par la cible au capteur. Parmi ces types de capteurs, on retiendra le radiomètre de la mission Soil Moisture Active and Passive (SMAP), en bande L, lancé le 31 janvier 2015, conçu pour étudier la *SM* à partir des mesures de température de brillance. Il fournit des estimations de *SM* à haute résolution temporelle (3 jours) mais à faible résolution spatiale (36 km). D'un autre côté, il existe la constellation Sentinel-1A&-1B, équipée d'un Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO). Un RSO est un radar imageur qui utilise une série d'impulsions cohérentes décalées dans le temps et l'espace, pour obtenir une image en deux ou trois dimensions de l'environnement sondé (Tomiyasu, 1978 ; Lamoulié et Vignaud, 1995). Sentinel-1 fonctionne en bande C et fournit des images tous les 6 jours en moyenne et à une résolution spatiale de 10 mètres (*cf.* annexe B.1).

2.3.4 Sensibilité des capteurs

Les capteurs (actifs et passifs) travaillent avec une large gamme de fréquences occupées par un signal. Ces fréquences ne réagissent pas avec la même sensibilité aux variables biophysiques. Dans ce contexte, les hyperfréquences, *i.e.* fréquences allant de 0 à 12 GHz, constituent un domaine très intéressant (*cf.* figure 2.1). En effet, ce domaine présente un maximum de sensibilité à la *SM* et minimum aux phénomènes perturbateurs (*e.g.* rugosité de surface, température) et, ce constat est particulièrement marqué pour la bande L (1-2 GHz).

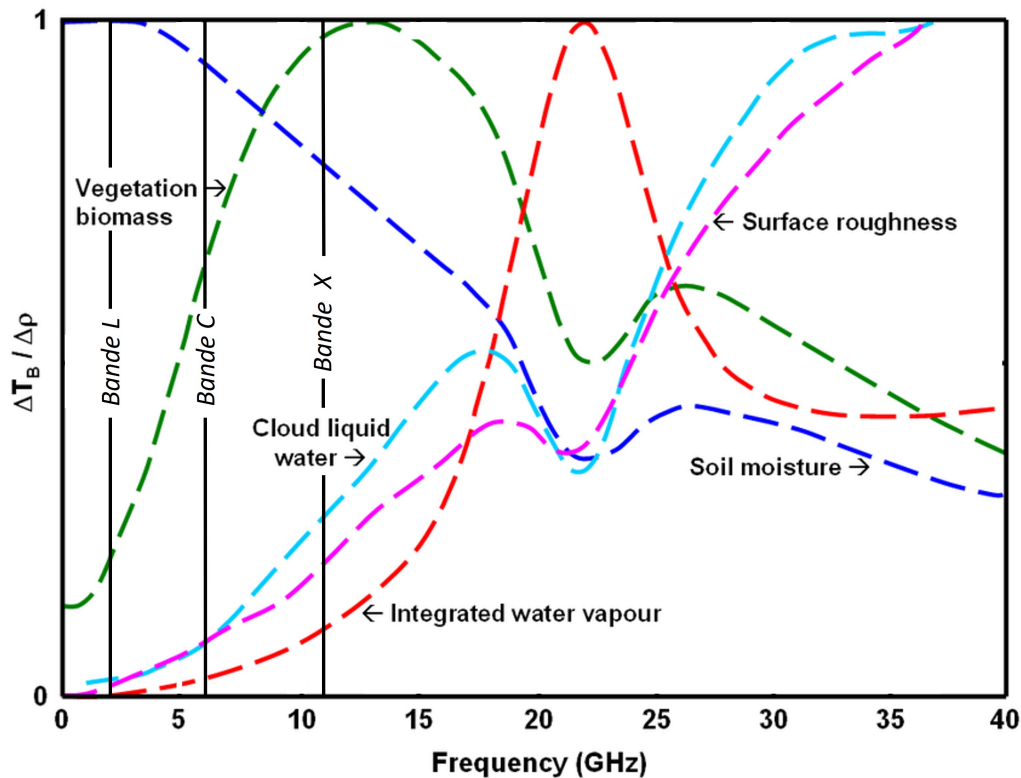


FIGURE 2.1 – Sensibilité de la température de brillance à différentes variables (l’humidité du sol, la vapeur d’eau, la rugosité de surface et,c.) en fonction de la fréquence (Kerr, 1996).

2.3.5 Résolution spatiale des capteurs

Sur la figure 2.2, il apparaît que le choix des capteurs, des bandes et, des produits constitue toujours un compromis. D’une part, la bande L présente une atténuation atmosphérique minimale et une pénétration du couvert végétal maximale. D’autre part, la bande C offre une meilleure résolution spatiale, mais au détriment de la profondeur de pénétration des ondes émises (Potin et al., 2016). En effet, l’information dérivée des capteurs en bande C, ne renseigne que sur la couche superficielle du sol, à savoir de 0,2 à 2 cm de profondeur (Gao et al., 2006). Or, il est généralement admis que, les applications

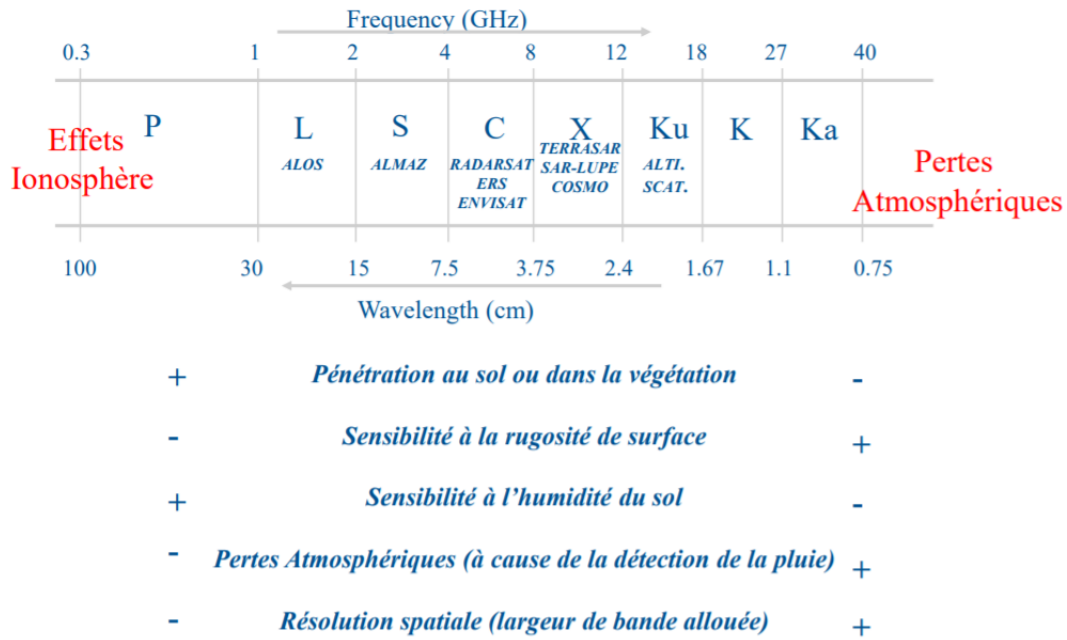


FIGURE 2.2 – Avantages et désavantages des différentes fréquences micro-ondes (Raquel, 2016).

de surveillance et gestion d'eau s'intéressent aux couches plus profondes (0–60 cm), qui concentrent l'essentiel (90 %) de la biomasse racinaire (Groot et al., 1998).

2.3.6 Configuration des capteurs

Les capteurs à micro-ondes mesurent la quantité d'énergie renvoyée par la cible au radar. Il est alors possible de dériver une variable appelée coefficient de rétrodiffusion (σ^0) pour déterminer la teneur en eau en surface (Ulaby, 1986).

Coefficient de rétrodiffusion (σ^0)

Le coefficient de rétrodiffusion, correspond à la puissance rétrodiffusée par une surface rugueuse, normalisée par la taille de la surface. Cette valeur dépend de la rugosité de la surface étudiée, de la longueur d'onde électromagnétique ainsi que des angles de visées (Boisot, 2015).

Afin d'interpréter correctement le coefficient de rétrodiffusion, il faut connaître les propriétés de la surface étudiée, mais également la configuration du capteur (Girard, 2010). La configuration du capteur (*e.g.* fréquence, angle d'incidence, polarisation) influence la magnitude de l'intensité de l'énergie rétrodiffusée (*cf.* figure 2.3). Cette configuration varie selon les applications. Dans le cas d'extraction de *SM*, la communauté de chercheurs s'accorde à dire que, dans le cas d'une configuration radar unique, les paramètres radar idéaux sont i) une basse fréquence, ii) un angle d'incidence faible et, iii) une configuration co-polarisée (Kornelsen et Coulibaly, 2013; Ulaby, 1974).

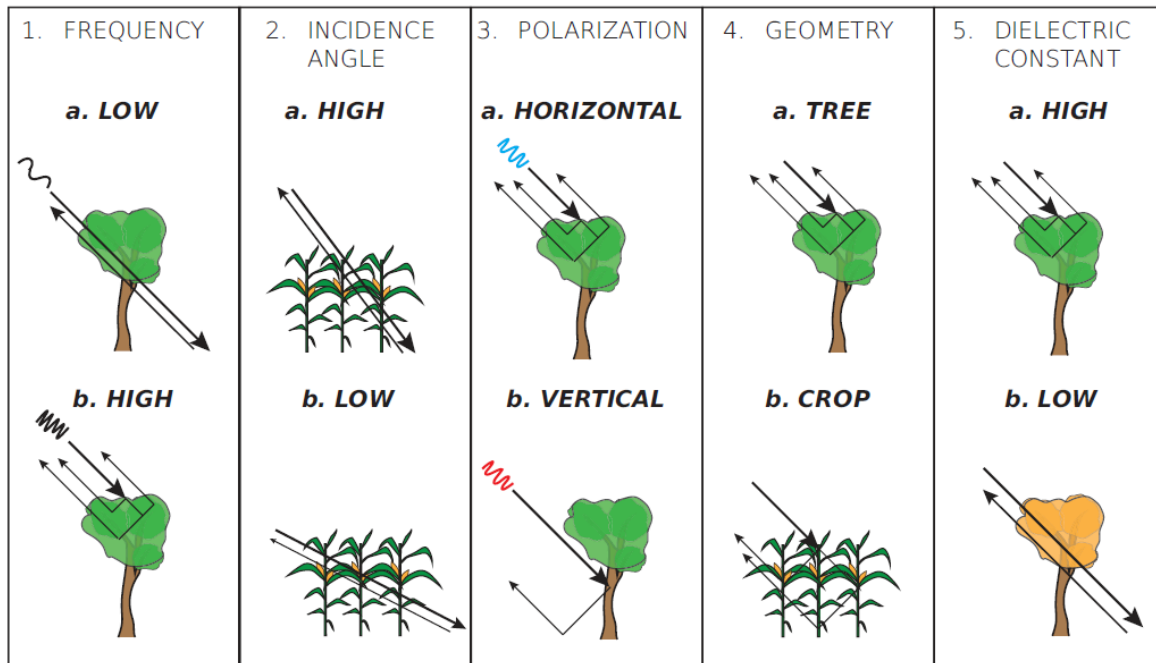


FIGURE 2.3 – Exemples de l'influence de i) la fréquence, ii) l'angle d'incidence, iii) la polarisation, iv) la géométrie de la végétation et, v) la constante diélectrique de la végétation sur la rétrodiffusion radar. Les flèches indiquent les ondes radar. La largeur des lignes représente une rétrodiffusion radar plus ou moins élevée. Notez que les différences entre les figures du haut et du bas sont illustratives et, que les mécanismes exacts de rétrodiffusion sont une combinaison de tous les facteurs (van Emmerik, 2017).

2.4 Approches et modèles d'estimation d'humidité du sol

De nombreuses études ont exploité la sensibilité du signal radar à la *SM*; proposant ainsi un certain nombre de modèles basés sur l'interprétation des données télédéteçtées. Les approches de recherche peuvent être classées en trois principaux groupes (Attarzadeh et al., 2018) : i) les approches empiriques, ii) les approches semi-empiriques, iii) les approches théoriques et physiques

2.4.1 Approches empiriques

Les modèles empiriques sont développés sans aucune base physique et théorique. Pour développer un modèle empirique, il est nécessaire de rassembler un grand nombre de mesures expérimentales pour couvrir un ensemble de paramètres du sol et de configurations radar (Tehrani, 2014). Bien que ces modèles puissent déterminer adéquatement l'humidité d'un sol sur une région spécifique, ils ne sont pas généralement transférables sur d'autres sites (Kornelsen & Coulibaly, 2013).

Parmi les approches empiriques, la méthode statistique constitue l'approche la plus simple à mettre en œuvre. Elle consiste à fournir une description mathématique approximative du mécanisme qui a généré les observations. À titre d'exemple, McNairn et al. (2002) ont développé l'équation linéaire (2.1), pour relier la SM (m_v) à l'angle d'incidence (θ) et au coefficient de rétrodiffusion (σ°) des scènes Radarsat-1. Bien que les modèles statistiques soient relativement faciles à développer, ils ne sont applicables qu'aux images pour lesquelles ils ont été développés. Dès lors, ces modèles ne sont pas ré-utilisables, ré-exploitable et transposables (Pietroniro & Leconte, 2005).

$$\sigma^\circ = 15.76 + 7.72m_v - 1.04\theta \quad (2.1)$$

2.4.2 Approches semi-empiriques

Les modèles semi-empiriques combinent la simplicité des modèles empiriques largement répandus, avec un fondement de théorie. Plus précisément, ils apportent aux fondements théoriques, des ajustements à l'aide de données empiriques. En effet, ces modèles sont généralement dérivés de multiples mesures de diffusion au sol, représentant diverses configurations radar et conditions de surface. On peut noter que, les modèles semi-empiriques les plus couramment utilisés ont été proposés par Oh et al. (1992) et Dubois et al. (1995).

2.4.3 Approches théoriques et physiques

Les modèles théoriques sont basés sur la physique décrivant les interactions onde-sol. Ils estiment le coefficient de rétrodiffusion radar à partir des paramètres du système radar et des propriétés du sol.

Le Integral Equation Model (IEM) proposé par Fung et al. (1992), est le modèle physique le plus couramment utilisé pour inverser le signal radar et estimer la SM (Fung et al., 2010). L'IEM établit une relation entre les coefficients de rétrodiffusion radar, la constante diélectrique, les paramètres de rugosité de surface et l'angle d'incidence local (Wu & Chen, 2004). Cependant, ces paramètres sont très variables géographiquement, ce qui rend l'IEM difficile, sinon impossible, à utiliser pour estimer la SM ailleurs qu'en laboratoire et, sous des conditions contrôlées (Kornelsen & Coulibaly, 2013). Il faut nuancer ceci en notant que depuis sa première proposition par Fung et al. (1992), l'IEM a été modifié et amélioré par d'autres chercheurs ainsi, que les inventeurs originaux (Fung & Chen, 2004). Il convient de souligner que, contrairement à d'autres modèles physiques, l'IEM n'est pas limité à une gamme de rugosité ou à une gamme de fréquences spécifiques. De ce fait, il semble convenir aux applications en lien avec les sols agricoles (Álvarez-Mozos et al., 2007).

2.4.4 Limites des modèles

Nonobstant les progrès réalisés, les modèles mentionnés ci-dessus n'atteignent pas la précision attendue quant à l'estimation de la SM (Amazirh, 2019). Une lacune fondamentale de ces modèles est leur domaine de validité, qui se réduit aux surfaces nues ou à végétation éparses (Satalino et al., 2014). Dès lors, différentes approches ont été proposées pour interpréter et différencier la contribution du couvert végétal sur le signal rétrodiffusé.

2.4.5 Effet de la végétation

La végétation affecte la rétrodiffusion sensiblement de la même manière que la surface du sol. La diffusion ou l'atténuation du signal radar varie en fonction des propriétés diélectriques de la végétation, *i.e.* la teneur en eau des plantes, ainsi que de la structure physique de la végétation (Ulaby et al., 1982). Dans ce contexte, il est nécessaire de coupler un modèle de végétation avec un modèle de surface du sol. Les modèles sont d'une complexité et d'une précision variables. Leur application dépend de la disponibilité des données *in situ* (requises dans le cas d'un modèle empirique ou semi-empirique). Un modèle fréquemment utilisé pour prendre en compte la végétation, est le Water Cloud Model (WCM) proposé par Attema et Ulaby (1978).

Water Cloud Model

Le WCM est un modèle semi-empirique de la rétrodiffusion d'un sol sous végétation. Il a été développé en présentant la végétation, *i.e.* la *canopée*, comme un nuage uniforme de gouttelettes d'eau. Ces gouttelettes d'eau se comportent, conceptuellement, comme une couche des gouttelettes diélectriques et sphériques. Le modèle conventionnel suppose une distribution uniforme des gouttelettes dans la dalle de végétation. Bien que d'autres formes et extensions du WCM aient été proposées¹, la formulation générale du WCM est représentée par l'équation suivante :

$$\sigma^0 = AV_1 \cos \theta \left[1 - \exp \left(\frac{-2BV_2}{\cos \theta} \right) \right] + \exp \left(\frac{-2BV_2}{\cos \theta} \right) (C + Dm_s) \quad (2.2)$$

avec :

- V_1 et V_2 : des descripteurs (semi-empiriques) de la canopée,
- A et B : paramètres de végétation,
- C et D : paramètres du sol,
- m_s : humidité de surface,
- σ^0 : coefficient de rétrodiffusion.

1. Pour une revue ; voir Graham et Harris, 2003.

— θ : l'angle d'incidence

Le WCM représente un bon compromis entre le domaine de validité et la complexité d'un modèle (Bindlish & Barros, 2001). En effet, d'une part, son domaine de validité s'étend pour une variété d'environnements agricoles, en particulier pour des cultures annuelles (Attema & Ulaby, 1978), des cultures d'hiver et des prairies (Baghdadi et al., 2017) et pour une variété de régimes climatiques (Bai et al., 2017; Li et Wang, 2018). D'autre part, il permet de caractériser la diffusion du couvert végétale avec des descripteurs simples comme le Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) ou le Leaf Area Index (LAI). Néanmoins, il faut noter que le modèle néglige la contribution de la diffusion d'ordre supérieur, *i.e.* il repose sur l'hypothèse que le rayonnement incident sur la végétation est directement renvoyé vers le capteur après diffusion (Pierdicca et al., 2010; Joseph et al., 2008).

2.5 Identification des entités spatiales

2.5.1 Identification des clusters par l'approche mean shift

Le partitionnement (*clustering*) est une méthode d'analyse statistique utilisée pour regrouper des points de données par similarité et par distance. Parmi les algorithmes de *clustering*, on peut retenir l'algorithme *mean shift*, dont la procédure est reprise sur la figure 2.4.

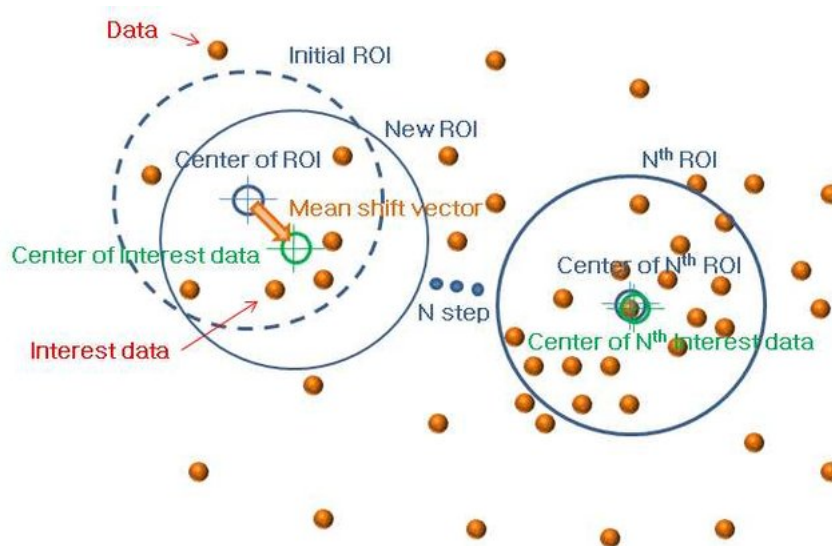


FIGURE 2.4 – Procédure de clustering par l'algorithme *mean shift* (tous les points de données sont pris comme des centres initiaux) (Seo et al., 2014).

L'algorithme *mean shift* est une procédure itérative qui a pour objectif de faire converger un noyau vers le maximum local le plus proche (Cheng, 1995). Ce noyau (ROI sur la figure 2.4) se déplace de manière itérative vers une région de densité plus élevée jusqu'à

convergence. Chaque déplacement est défini par un vecteur de déplacement moyen. Le vecteur de déplacement moyen pointe toujours dans la direction de l'augmentation maximale de la densité. À chaque itération, le noyau se déplace vers la moyenne des points qu'il contient. Il faut noter que, la méthode de calcul de cette moyenne dépend du choix du noyau. Par exemple, si un noyau gaussien est choisi (au lieu d'un noyau uniforme), chaque point se verra attribuer un poids qui diminuera de façon exponentielle avec sa distance au centre du noyau. À la convergence, il n'y aura pas de direction à laquelle un déplacement peut accueillir plus de points à l'intérieur du noyau. (Bai et al., 2013). Les quatre étapes conduisant au clustering se résument comme ceci ;

1. Un noyau de départ est choisi (Center of ROI) ;
2. L'ensemble des données dans le voisinage sont identifiées (ROI) ;
3. Le noyau de la zone initiale se déplace ;
4. Les étapes 1-3 sont réitérées jusqu'à convergence.

L'algorithme *mean shift* a comme avantage principal d'être un outil indépendant de l'application et adapté à l'analyse de données réelles. Le principal inconvénient de l'algorithme *mean shift* est qu'il nécessite de définir un critère d'arrêt, *i.e.* une valeur seuil, sinon tous les noyaux se déplacent vers un seul et même cluster. En effet, l'algorithme ne sait pas définir la limite du nombre d'itérations. Dès lors, la limite supérieure doit être définie et adaptée manuellement (Bepery et al., 2021).

Chapitre 3 : Site d'étude

3.1 Situation géographique

Le site d'étude est le bas-fond d'Itchedjiro et se situe dans le département des Collines, dans le centre du Bénin. Le bas-fond s'étend sur une superficie d'environ 150 hectares (centrée sur les coordonnées 7°58'39.4"N 2°12'04.8"E). La figure 3.1 permet de visualiser la zone d'intérêt.

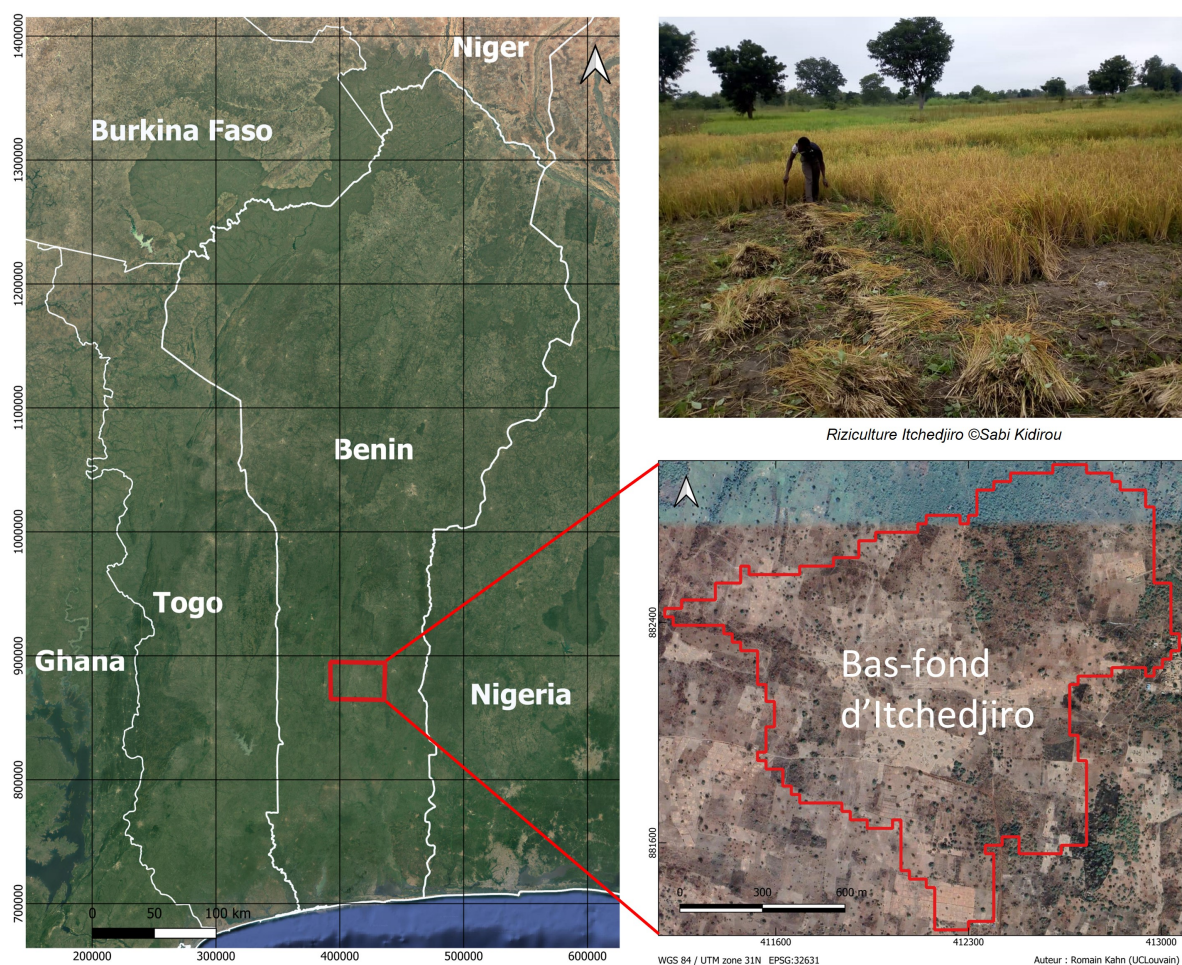
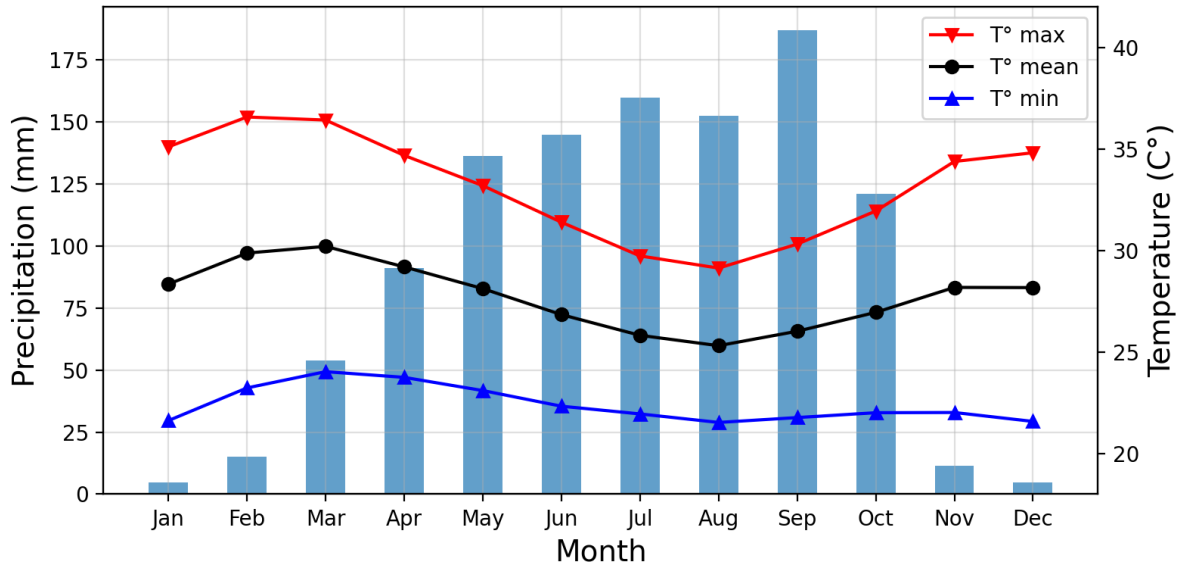


FIGURE 3.1 – Localisation du site d'étude.

3.2 Situation climatique

Le climat du bas-fond d'Itchedjiro est caractérisé par un hiver sec (novembre-février) et un été riche en précipitations (mars-octobre). Les températures restent relativement constantes, autour de 30° C, tout le long de l'année (*cf.* figure 3.2). Le nombre de jours de pluie par an varie entre 80 et 110, avec une pluviométrie annuelle moyenne de 1000 à 1200 mm (Harris et al., 2020).



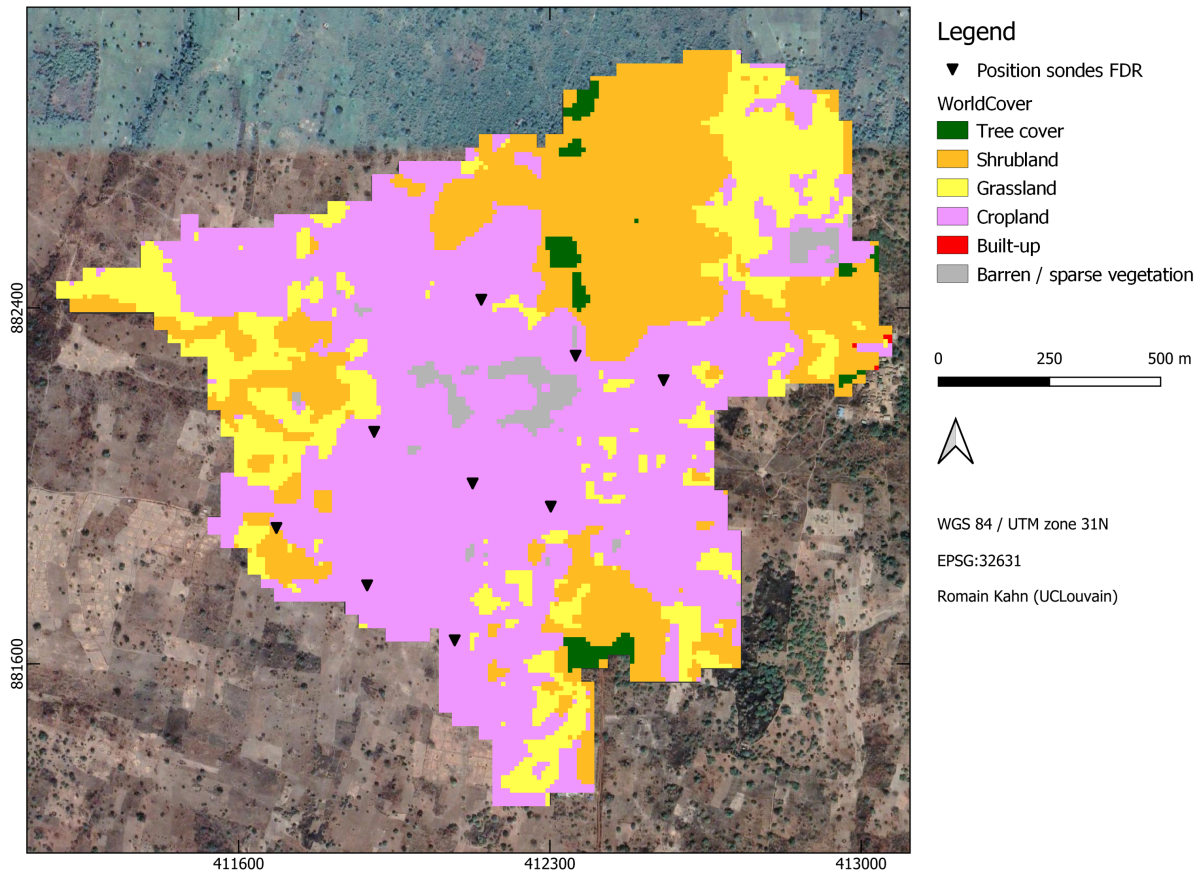
Source des données : Harris et al., 2020

FIGURE 3.2 – Diagramme ombrothermique de la zone d'intérêt basé sur les données climatiques de 1990 à 2020.

3.3 Occupation du sol

La figure 3.3 représente l'occupation du sol de la zone d'intérêt. L'occupation du sol est établie depuis la carte mondiale de l'occupation des sols de 2020, fournie par l'ESA (Zanaga et al., 2021). Elle propose une couverture de l'occupation du sol à l'échelle mondiale avec une résolution de 10 mètres. Elle est construite à partir des données satellitaires Sentinel-1&2. Cette carte comprend 11 classes d'occupation du sol.

Le centre du bas-fond se compose majoritairement de terres cultivées (*Cropland*). Les cultures se composent principalement de riz, de soja, de maïs et l'igname. Une production de fruits et légumes est également réalisée en début et fin de saison des pluies. Autour de ces cultures, on retrouve de la végétation arbustive (*Shrubland*) et herbacée (*Grassland*). Dans la végétation arbustive, on peut noter une couverture forestière (*Tree cover*) restreinte, qui ne représente pas plus d'un hectare sur 150. On peut aussi noter la présence de zone bâtie (*Built-up*), mais très réduite et exclusivement localisée à l'est du bas-fond.



Source des données : Zanaga et al., 2021

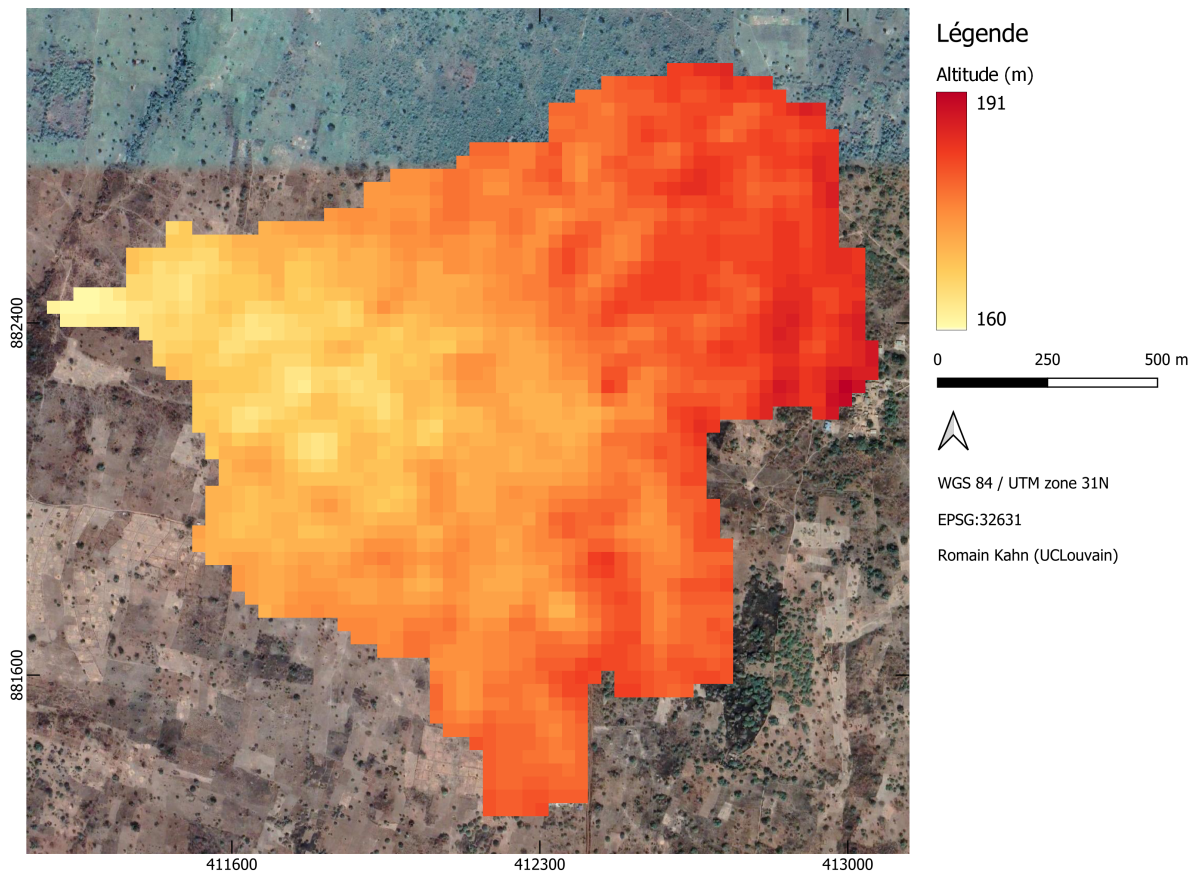
FIGURE 3.3 – Occupation du sol du site d'étude en 2020.

Les travaux antérieurs sur la caractérisation physico-chimiques des sols du bas fond d'Itchedjiro, ont révélé une certaine homogénéité texturale au sein de la zone, avec un caractère limono-sableux dominant (*cf.* annexe A.1). La teneur en sable est relativement élevée sur l'ensemble du bas-fond et varie entre 45 et 76%. La teneur en limon, plus faible, est comprise entre 18 et 48%. La teneur en argile ne dépasse quant à elle pas les 7% (Cravau et al., 2021).

3.4 Topographie

La figure 3.4 représente la topographie de la zone d'intérêt. Elle est établie depuis le Modèle Numérique de Terrain (MNT), fournie par la NASA (Zanaga et al., 2021). Ce MNT est dérivé des données télémétriques originales de la Shuttle Radar Topography Mission (SRTM). L'acquisition de ces données est réalisée en utilisant l'interférométrie radar avec une résolution de 30 mètres.

Le bas-fond présente une inclinaison d'est en ouest, d'une altitude allant de 166 à 189 mètres. La pente topographique (*cf.* annexe A.2) et l'indice de position topographique (*cf.* annexe A.3) de la zone ont également été établis.



Source des données : NASA, 2000

FIGURE 3.4 – Topographie de la zone d'étude.

3.5 Contexte de l'étude

Les bas-fonds, tels qu'Itchedjiro, sont considérés comme des milieux à potentiel agricole très intéressant, mais encore sous-utilisés pour la production alimentaire au Bénin (Souberou et al., 2017). La zone bénéficie d'une concentration des écoulements ainsi que des conditions pédologiques et hydrologiques favorables à l'agriculture pluviale qui est menée sur le site. Néanmoins, la production agricole reste limitée par le manque de gestion appropriée de l'eau ainsi qu'un manque d'aménagement adéquat. À cet effet, le bas-fond a fait l'objet d'un aménagement partiel en 2017. Ceci fut réalisé par les paysans, en collaboration avec la Cellule bas-fonds du département de génie rural. L'aménagement, qui s'étend sur 18 hectares, consiste en des diguettes en terre et des déversoirs en béton (Cra-vau et al., 2021). Malheureusement, ces structures sommaires et mal dimensionnées ont été endommagées par des pluies trop intenses (*cf.* annexe E.1). Dans ce contexte, cette étude a pour but de renforcer les connaissances sur le fonctionnement hydrologique du bas-fond d'Itchedjiro.

Chapitre 4 : Matériel et méthodes

4.1 Méthodologie générale

La méthodologie employée dans ce mémoire s'articule en trois axes. Il s'agit i) de segmenter la zone d'étude en parcelles homogènes ; ii) d'estimer et de cartographier l'humidité du sol par couplage d'images optiques et radars ; iii) de valider les estimations avec des observations de terrain in situ et des données SMAP.

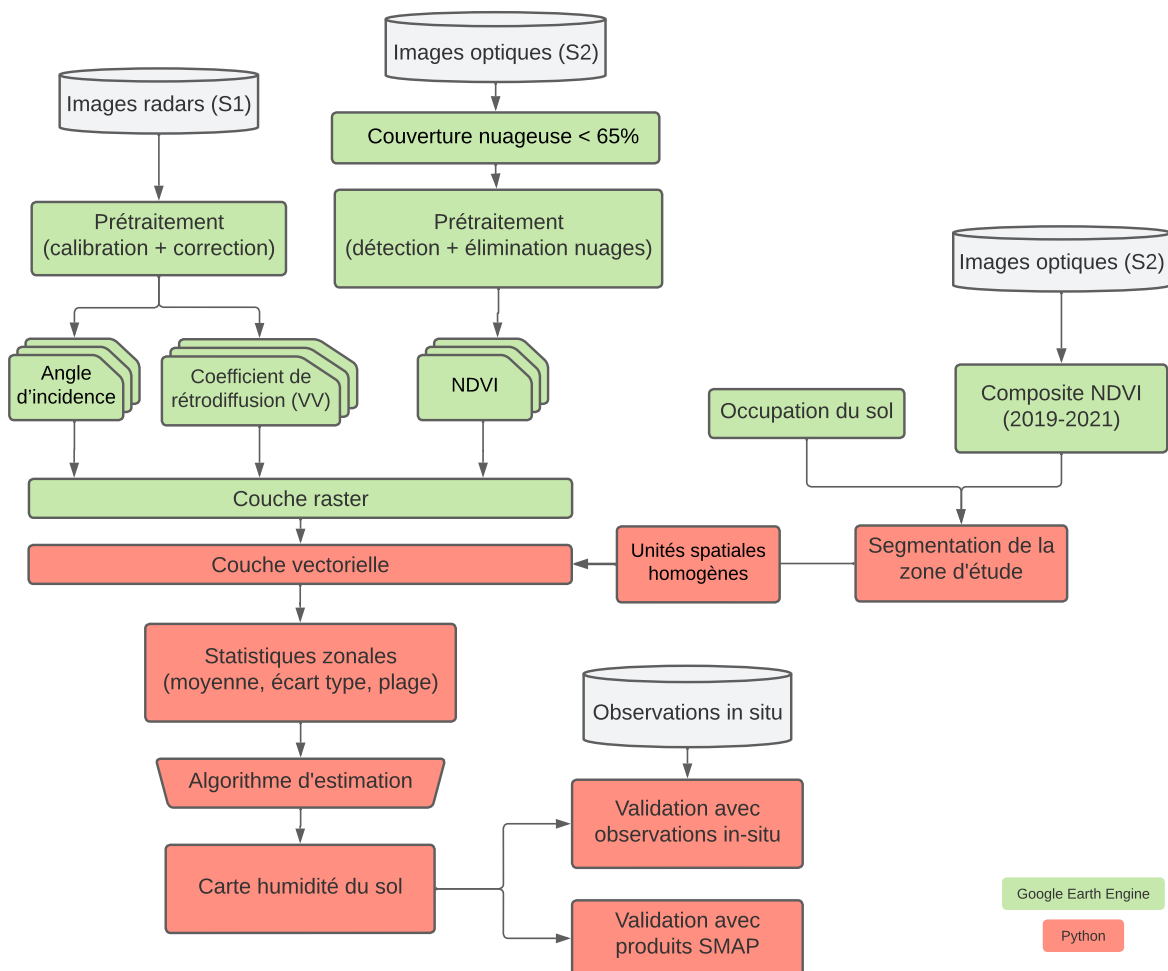


FIGURE 4.1 – Organigramme de la démarche méthodologique.

4.2 Acquisitions satellitaires

4.2.1 Images radars

La mission Sentinel-1 (S1) se compose d'une constellation de deux satellites : Sentinel-1A (S1A ; lancé le 3 avril 2014) et Sentinel-1B (S1B ; lancé le 25 avril 2016). La constellation fournit des images à 10 m de résolution en bande C, avec une fréquence de revisite de 6 jours sur l'Europe, mais cette fréquence descend à 12 jours sur le reste de la Terre, comme c'est le cas sur la zone d'intérêt (*cf.* annexe B.1). La plateforme Google Earth Engine (GEE) a collecté tous les produits S1 Ground Range Detected (GRD)¹ pré-traitées au niveau-1 depuis octobre 2014. Le pré-traitement comprend l'élimination du bruit thermique, la calibration radiométrique² et la correction du terrain.

Dans cette étude, les tuiles utilisées proviennent de la bibliothèque *GEE COPERNICUS/S1_GRD_FLOAT*. Le jeu de donnée correspond à toutes les images capturées au-dessus la zone d'étude au cours de la période 01-01-2019 au 01-03-2022. Au total, 97 scènes d'observations S1 sont collectées (*cf.* annexe F.A.1). Chaque image comporte la bande de co-polarisation simple VV, ainsi que l'information sur l'angle d'incidence radar local.

4.2.2 Images optiques

La mission Sentinel-2 (S2) comporte également une constellation de deux satellites : Sentinel-2A (S2A, lancé le 23 juin 2015) et Sentinel-2B (S2B, lancé le 7 mars 2017). La constellation fournit des images multispectrales (13 bandes) à 10 m de résolution avec une fréquence de revisite de 5 jours au-dessus la zone d'intérêt (*cf.* annexe B.2). Les produits S2 niveau L2A³ ont systématiquement été générés au-dessus de l'Europe depuis mars 2018, et la production a été étendue au niveau mondial en décembre 2018.

Dans cette étude, les tuiles utilisées proviennent de la bibliothèque *GEE COPERNICUS/S2_SR*. Les tuiles dont la couverture nuageuse est supérieure à 65 % sont exclues. Le jeu de donnée correspond à toutes les images capturées au-dessus la zone d'étude au cours de la période 01-01-2019 au 01-03-2022. Au total, 232 scènes d'observations S2 sont

1. Les produits GRD de niveau 1 sont constitués de données radar focalisées qui ont été détectées, multiregardées et projetées en utilisant un modèle d'ellipsoïde terrestre. L'information de phase est perdue. Le produit qui en résulte possède des pixels avec un chatoiement réduit, mais au prix d'une résolution spatiale diminuée (ESA, 2022c). Le chatoiement ou *speckle effect* est un bruit aléatoire multiplicatif statistiquement indépendant du signal. Il réduit le pouvoir de perception des détails et des structures fines de la scène imagée (Lee, 1981).

2. L'objectif du calibrage est de fournir l'imagerie dans laquelle les valeurs de pixels peuvent être directement associées à la rétrodiffusion radar de la scène (ESA, 2022a).

3. Le traitement de niveau 2A comprend une correction atmosphérique appliquée aux produits d'ortho-image de niveau 1C (ESA, 2022b).

collectées (*cf.* annexe F.A.1). Ensuite, les nuages sont identifiés et supprimés à l’aide de l’algorithme de détection de nuages *s2cloudless*. Cette procédure utilise la segmentation sémantique par apprentissage profond pour définir les probabilités d’apparition des nuages dans les scènes S2 (Garcia-Garcia et al., 2018 ; Zupanc, 2017). Il a été démontré que cette procédure figure parmi les procédures de masquage de nuages les plus performantes (Research, 2020 ; Li et al., 2022). Chaque image S2 comporte les bandes spectrales du rouge (*Red*) et du proche l’infrarouge (*Near Infrared (NIR)*), qui permettent de calculer le *NDVI* selon l’équation 4.1 ;

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)} \quad (4.1)$$

4.2.3 Données SMAP

Le produit de niveau 1 *SMAP L1B_TB* de la mission SMAP fournit des informations sur la *SM* (vol.%) dérivées des mesures de température de brillance du radiomètre, avec une fréquence de revisite de 3 jours et d’une résolution spatiale de 36 km. Le produit de niveau 2 *L2_SM_P_E* offre ces informations interpolées sur un ensemble de grilles de résolution de 9 km. Cette interpolation fait notamment appel à des algorithmes d’extraction de données pédologiques (Chan et al., 2018). Ce produit fournit des valeurs humidité brutes de sol (vol.%) associées aux cinq premiers centimètres de sol. Il faut noter que l’archive de ce produit s’arrête le 30-09-2021.

Parallèlement, la plateforme GEE propose aussi des informations d’humidité de surface des sols (mm) dérivées du produit SMAP de niveau 2. Ces données sont générées par l’intégration du produit SMAP dans le modèle Palmer, modifié à deux couches, à l’aide d’une approche d’assimilation de données 1-D par filtre Kalman d’ensemble (Reichle et al., 2017). Ce jeu de données est disponible sur la plateforme GEE à partir de la bibliothèque *NASA_USDA/HSL/SMAP10KM_soil_moisture*.

Dans cette étude, les données SMAP brutes, ainsi que celles intégrées au modèle Palmer ont été utilisées pour générer deux séries temporelles sur la zone d’étude (*cf.* annexe F.A.1).

4.3 Installations de terrain

4.3.1 Données d’humidité du sol

Une sonde de profil d’humidité PR2/6 (en système portable avec lecture par HH2) produite par Delta-T Devices Ltd™ est utilisée pour mesurer la *SM* (*cf.* figure 4.2). La sonde profilée mesure la teneur en eau intégrée à six profondeurs (10, 20, 40, 60 et 100 cm)

en émettant un champ électromagnétique dans le sol environnant depuis 6 anneaux de mesures. Chaque anneau fournit un signal de sortie de 0 à 1 V-DC, lequel est facilement converti en valeur de SM . La sonde nécessite un tube d'accès afin de rendre l'installation plus facile et de minimiser la perturbation du sol. La sonde offre une précision de $\pm 0,04 m^3.m^{-3}$ (Devices, 2022). Elle opère sur une plage d'humidité de 0 à $0,4 m^3.m^{-3}$ et de température de 0 à $40 ^\circ C$. La teneur en eau du sol est mesurée à un pas de temps journalier. Le jeu de données couvre la période du 30-07-2020 au 28-03-22.



FIGURE 4.2 – Mesure de l'humidité du sol dans le bas-fond ©Sabi Kidirou.

Neufs tubes d'accès sont installés dans le bas-fond d'Itchédjiro. Les coordonnées géographiques des sites d'échantillonnage sont relevées à l'aide d'un GPS différentiel de type GARMIN™. La disposition des sites d'échantillonnage est reprise sur la figure 3.3

Dans cette étude, les mesures de teneur en eau à la profondeur de 10 et 20 cm sont utilisées (*cf* annexe C.1). La base de données se rapporte aux données brutes issues des sondes. La calibration des mesures permettant de corriger les équations de calibration fournies par le constructeur et ainsi d'intégrer les conditions pédologiques locales, n'a pas été effectuée.

4.3.2 Données de précipitations

Les données de précipitation, *i.e.* les hauteurs pluviométriques, sont mesurées au moyen d'un pluviomètre automatique. Pour des raisons de sécurité, celui-ci est installé à 200 m du bas-fond de Itchédjiro, dans une ferme (situé à la limite du bas-fond). L'acquisition de données pluviométriques est journalière. Le jeu de données couvre la période du 30-07-2020 au 15-04-2022.

4.4 Synthèse et traitement des données

Le tableau 4.1 synthétise les caractéristiques des produits utilisés dans cette étude. Il met en évidence l’hétérogénéité spatiale et temporelle des différents produits. En vue d’estimer et de cartographier la SM , il convient d’harmoniser les jeux de données.

TABLE 4.1 – Sommaire des caractéristiques des produits utilisés.

Produits	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Couverture temporelle (Période d’enregistrement)
Images radars	10 m	12 jours	Avril 2016 - en cours
Images optiques (niveau L2A)	10 m	5 jours	Décembre 2018 - en cours
Données SMAP	9 km	3 jours	Avril 2015 - Septembre 2021
Données SM in situ	200 m	1 jour	Juillet 2020 - Mars 2022
Données pluviométrie in situ	25 m	1 jour	Juillet 2020 - Mars 2022

Le traitement temporel se décrit et justifie comme suit. Afin d’observer les fines variations de l’état hydrique des sols de SM , il est proposé de comparer les données pour des dates similaires. Cependant, étant donné la distribution éparse et asynchrone des données disponibles, il est rare de les comparer aux mêmes dates. Pour cette raison, il a été décidé d’agrèger les estimations et les observations in situ à leur valeur moyenne arithmétique mensuelle (tout en gardant l’information sur la disparité des données), une justification plus détaillée est discutée dans la section 6.1.2. Les estimations de SM s’étendent du 01-01-2019, correspondant au début de la disponibilité des produits S2 (L2A), jusqu’au 01-03-2022, correspondant à la fin de la disponibilité des mesures in situ.

4.5 Estimation de l’humidité du sol par couplage d’images optiques et radars

4.5.1 Segmentation de la zone d’étude

La première étape de la méthodologie consiste à segmenter le bas-fond en parcelles homogènes. La segmentation est établie à partir des valeurs de $NDVI$. Un composite médian de $NDVI$ est généré sur la période 2019-2021 à partir des images S2 acquises. Ce composite est employé comme base pour segmenter le bas-fond. La segmentation est réalisée à l’aide de l’outil *Mean Shift Segmentation* (cf. section 2.5.1) du logiciel Orefeo ToolBox (OTB)⁴ (OTB, 2022) chargé dans un éditeur de code⁵. Lors de la segmentation,

4. La suite logicielle OTB est une librairie de traitement d’images satellites initiée par le Centre National d’Études Spatiales (CNES) en 2006.

5. Le code est disponible à l’adresse suivante : <https://github.com/rkahnGitHub/memoire>

chaque entité spatiale homogène est soumise à deux critères discriminants :

- L'unité spatiale est définie par des pixels ayant des valeurs homogènes de $NDVI$, *i.e.* avec une variation intra-segments seuil de $\pm 0,1$;
- L'unité spatiale se compose d'au minimum 20 pixels. En effet, moyenner les valeurs de rétrodiffusion radar sur moins de 20 pixels n'est pas pertinent à cause du *speckle effect* présent sur les scènes radar.

4.5.2 Modèle d'estimation

La deuxième étape consiste à calculer la SM en fonction de la rétrodiffusion radar à partir d'un modèle. Le modèle semi-empirique (WCM) développé par El Hajj et al. (2017) couplé à un sous-modèle de rétrodiffusion du sol (IEM) développé par Baghdadi et al. (2006), apparaît comme un bon candidat (*cf.* section 2.4.3). La rétrodiffusion radar totale (eq. 4.2) est modélisée comme la contribution de la végétation (eq. 4.3) et la contribution du sol atténué par la végétation (eq. 4.4) :

$$\sigma_{\text{tot}}^0 = \sigma_{\text{veg}}^0 + T^2 \sigma_{\text{sol}}^0 \quad (4.2)$$

$$\sigma_{\text{veg}}^0 = AV_1 \cos(\theta) (1 - T^2) \quad (4.3)$$

$$T^2 = e^{-2BV_2 \sec \theta} \quad (4.4)$$

où :

- V_1 et V_2 sont des descripteurs de la végétation ($V_1 = V_2 = NDVI$ dans notre cas) ;
- θ est l'angle d'incidence ($^\circ$) ;
- A et B sont des paramètres d'ajustement du modèle qui dépendent du paramètre de la végétation utilisé et de la configuration radar ;
- T^2 est un facteur d'atténuation du signal par la végétation ;
- σ_{sol}^0 le coefficient de rétrodiffusion du sol (calculé à partir du modèle de rétrodiffusion radar IEM⁶).

Le modèle semi-empirique, utilisé dans cette étude, est paramétré en utilisant une large gamme de valeurs d'humidité du sol (4,0 - 39,7 vol.%), de rugosité de surface (0,7 cm - 4,6 cm), et de $NDVI$ (0,08 - 0,86), toutes obtenues à partir de parcelles agricoles de référence (principalement des céréales) en France, Canada, Italie, Tunisie et Belgique. Dès lors, aucune donnée africaine n'a été utilisée.

6. Voir Wu et Chen (2004) pour un détail des équations de l'IEM

4.5.3 Inversion du modèle

La troisième étape consiste à inverser le modèle présenté ci-dessus, pour estimer la SM en fonction de la rétrodiffusion radar. Pour ce faire, nous utilisons un algorithme, fondé sur un réseau de neurones, permettant reproduire la dynamique inverse du système. Une description détaillée des étapes permettant de concevoir cet algorithme, ainsi qu'une justification de la méthode employée est donnée dans El Hajj et al. (2017). La méthode employée peut se résumer en cinq étapes :

- (i) Paramétrage du WCM en utilisant des données in situ obtenues sur des parcelles de référence (*cf.* section 4.5.2) ;
- (ii) Génération d'une base de données synthétiques, *i.e.* coefficient de rétrodiffusion, à partir du WCM paramétré ;
- (iii) Bruitage des données synthétiques afin de rendre la base de données synthétique davantage réaliste, *i.e.* similaire aux données réels radars ;
- (iv) Développement du réseau de neurones à partir de la base de données synthétiques bruitée ;
- (v) Inversion de la rétrodiffusion radar en utilisant le réseau de neurones.

Dans le cadre de ce mémoire, un réseau de neurones déjà entraîné et mis à disposition par l'auteur El Hajj et al., 2017 est utilisé. En effet, la paramétrisation du modèle et le développement des réseaux de neurones ne sont pas réalisables dans le cadre de ce travail. Le réseau neuronal est disponible sous forme d'un code Python™, il est ensuite chargé et exécuté dans Jupyter.

4.5.4 Application de l'algorithme

L'algorithme d'inversion utilise des informations réelles, issues des scènes radar et optiques pour estimer la SM . Les informations d'entrée de l'algorithme sont ; i) la polarisation simple VV ; ii) l'angle d'incidence ; iii) le $NDVI$. Une moyenne spatiale de ces trois informations est effectuée sur chaque entité spatiale homogène précédemment délimitée (*cf.* section 4.5.1). En sortie de l'algorithme, la SM est estimée en vol.%, sur chaque parcelle homogène⁷.

7. Le code est disponible à l'adresse suivante : <https://github.com/rkahnGitHub/memoire>

4.6 Validation par les observations in situ

Pour valider les estimations produites, ces dernières sont comparées avec les mesures enregistrées au plus proches de la surface, *i.e.* à 10 cm de profondeur. En effet, les estimations produites sont directement reliées à la couche superficielle du sol (0,2 - 5 cm), en raison d'une faible capacité de pénétration des ondes S1 (Ulaby et al., 1982). Néanmoins, au vu du manque conséquent d'observations à 10 cm de profondeur, les données à 20 cm ont également été retenues afin de compenser ce manque d'information.

Les estimations sont comparées aux observations in situ au moyen de trois indices ; i) coefficient de détermination de corrélation de Bravais-Pearson (R^2) ; ii) l'erreur moyenne absolue (MAE) ; iii) un indice de performance ($Indice$). Ce dernier se décrit comme l'écart entre les estimations et les observations, rapporté à l'écart type des observations (eq. 4.5)

$$Indice = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\sqrt{(X_{i}estm - \bar{X}_{i}obs)^2}}{\sigma_{i}obs} \quad (4.5)$$

où :

- n est le nombre de mois comportant des observations ;
- $X_{i}estm$ est la valeur de SM estimée pour le mois i ;
- $\bar{X}_{i}obs$ est la moyenne des valeurs de SM enregistrées pour le mois i ;
- $\sigma_{i}obs$ est l'écart type des valeurs de SM enregistrées pour le mois i ;

4.7 Validation par les produits SMAP

Les estimations produites sont également comparées aux produits SMAP. Cependant, l'importante résolution spatiale des produits SMAP au regard de notre zone d'intérêt, ne permet pas d'évaluer la variabilité spatiale à l'intérieur du du bas-fond (*cf.* figure 4.3). Dès lors, seule la dynamique temporelle de SM est évaluée. Les estimations sont agrégées à toute la zone d'étude en retenant la valeur médiane.

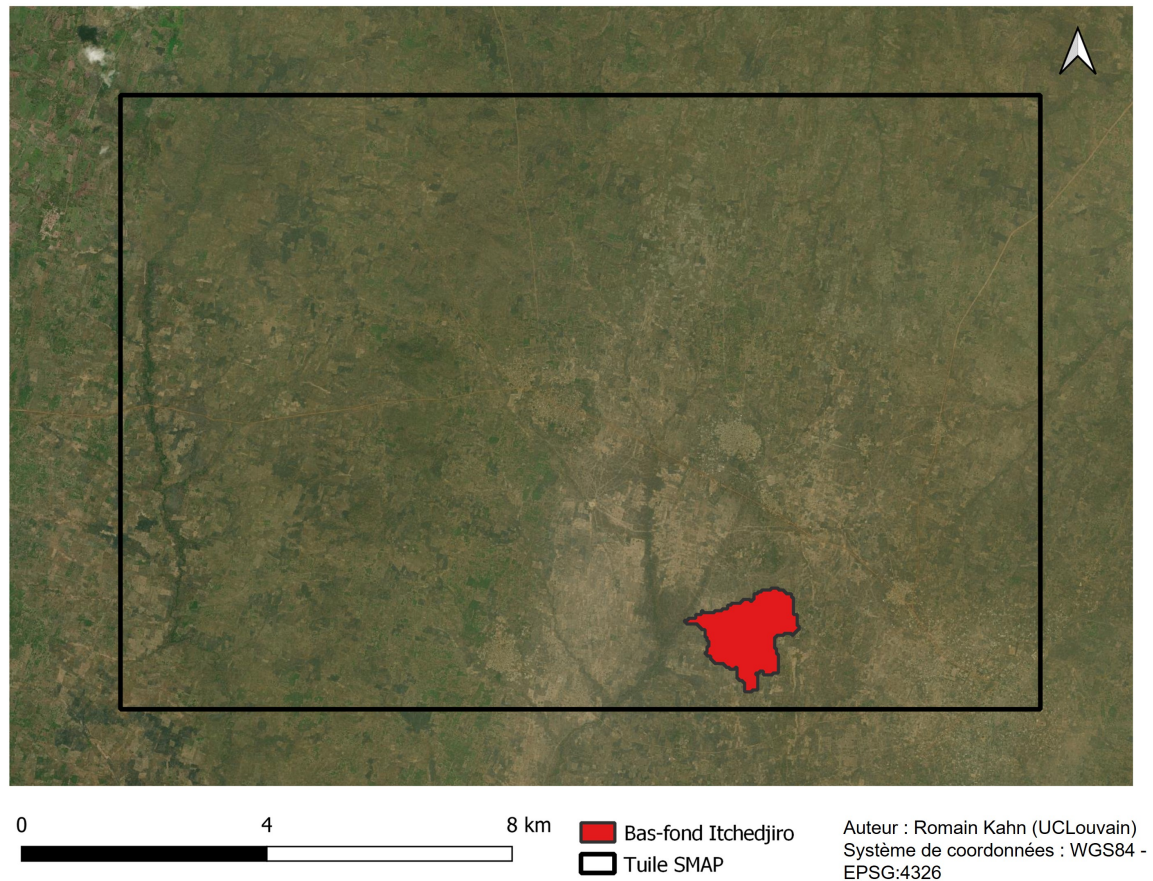


FIGURE 4.3 – Résolution spatiale d'un pixel SMAP par rapport à la zone d'intérêt.

4.8 Analyse de variabilité spatiale

La variabilité spatiale de SM est étudiée en relation avec des co-variables environnementales facilement mesurables (au regard de la zone d'intérêt). Dans un premier temps, les co-variables, de résolution spatiale différente, sont ré-échantillonnées sur une grille de 10×10 mètres (*cf.* annexe D.3). Les informations discrètes (*e.g.* l'occupation du sol) sont interpolées au plus proche voisin, et les informations continues (*e.g.* le relief) sont interpolées par une combinaison linéaire de splines (*B-Spline Interpolation*). Ensuite, la relation avec les variables est déterminée au travers d'une régression linéaire simple.

Chapitre 5 : Résultats

5.1 Résultats de la segmentation

La figure 5.1 présente le composite *NDVI* médian sur la période 2019-2021, employé pour performer la segmentation. L'algorithme de segmentation *mean shift* employé, présente les paramètres de sensibilité suivants ;

- *rayon spatial = 80 pixels*. Le rayon spatial contrôle la distance prise en compte lors du regroupement des pixels en segments. On notera que, le rayon spatial doit être proche de la taille des objets d'intérêt ;
- *rayon de portée = 0.1*. Le rayon de portée définit la différence spectrale maximale¹ entre les pixels d'un même segment et ceux en dehors du segment ;
- *taille minimum des segments = 100 pixels*. Le paramètre de taille minimum permet de supprimer les régions dont la taille est inférieure à la valeur fixée. Ces régions sont fusionnées avec une région voisine similaire.

Après segmentation, on se rend compte que les critères discriminants prédéfinis étaient trop exigeants. En effet, 62 sur 89 segments présentent une variation de *NDVI* intra-segment supérieur à $\pm 0,1$. L'amputation de ces 62 segments aurait considérablement restreint la suite de la méthodologie. C'est pourquoi, il a été préféré de s'affranchir des segments dont 95% des pixels présentent une variation de *NDVI* intra-segment inférieure à $\pm 0,1$ (autour de la moyenne). En faisant l'hypothèse d'une répartition normale des valeurs, le nouveau critère discriminant devient : $[\mu \pm 1,96\sigma]$. Dès lors, nous sommes en mesure d'isoler 4 segments sur 89, et ces derniers sont délimités en mauve sur la figure 5.1. Les valeurs de *SM* estimées sur ces segments, ne sont pas considérées dans la suite des résultats.

1. La différence spectrale maximale représente un seuil sur la signature spectrale (exprimée en unité radiométrique) pour considérer un pixel de voisinage dans le calcul de la moyenne (OTB, 2022).

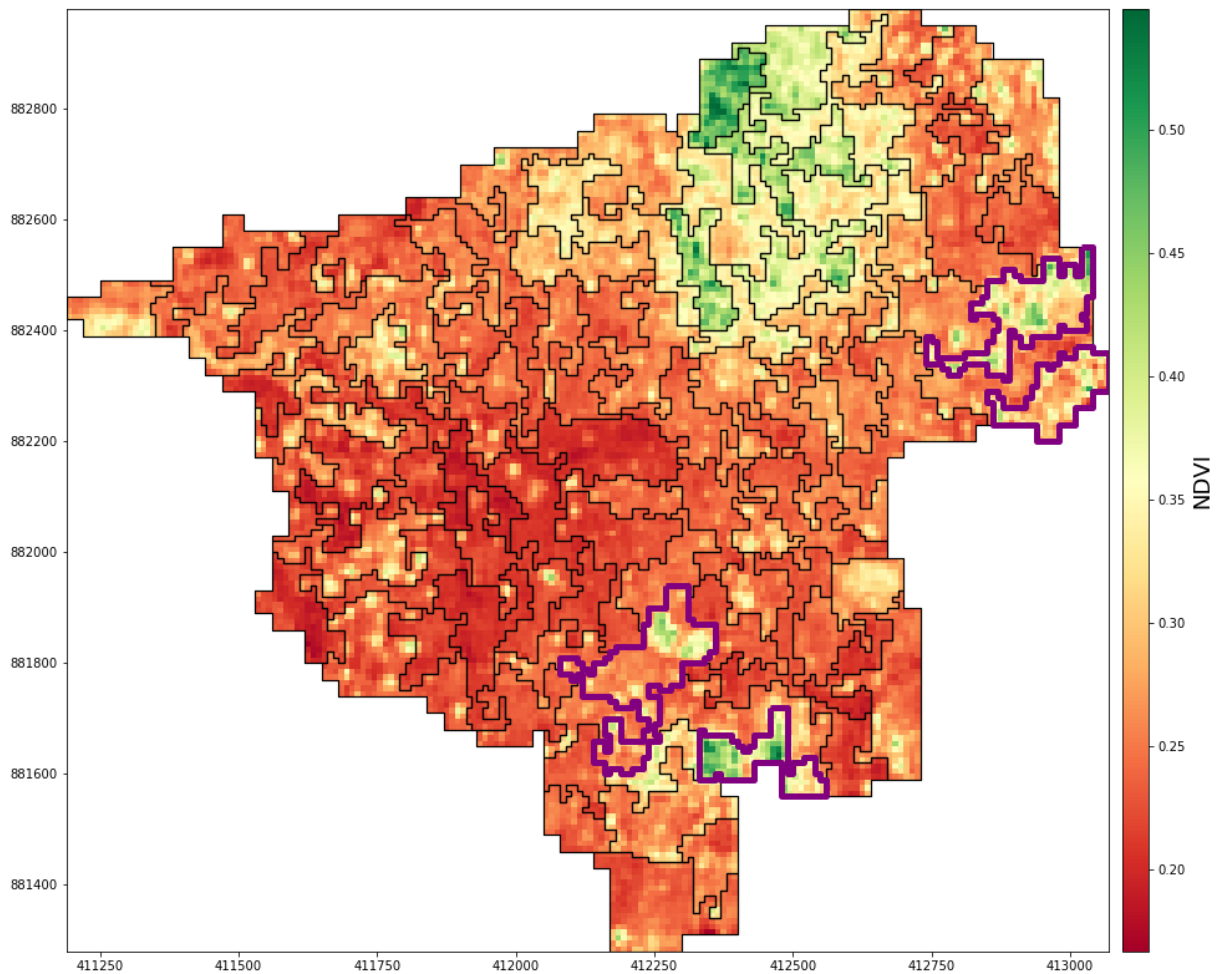


FIGURE 5.1 – Segmentation sur base du *NDVI* médian sur la période 2019-2021. Les segments discriminés sont délimités en mauve.

5.2 Résultats des estimations de l'humidité du sol

5.2.1 Cartographie de l'humidité du sol

La figure 5.2 reprend les cartographies mensuelles des estimations de *SM* du 01-2019 au 03-2022. Une valeur de *SM* est attribuée mensuellement sur chacun des 85 segments précédemment délimités. Les valeurs de *SM* sont comprises entre 3,12 et 28,72 vol.%.

Les saisons humides sont plus pauvres en information. Ceci s'explique par une probabilité d'apparition de nuage sur les scènes S2 plus importante durant cette période (Florian, 2013), masquant ainsi l'information nécessaire. Ce constat est particulièrement marqué pour la cartographie de mai 2019. En effet, aucune image optique ne présente une couverture nuageuse inférieure à 65 %.

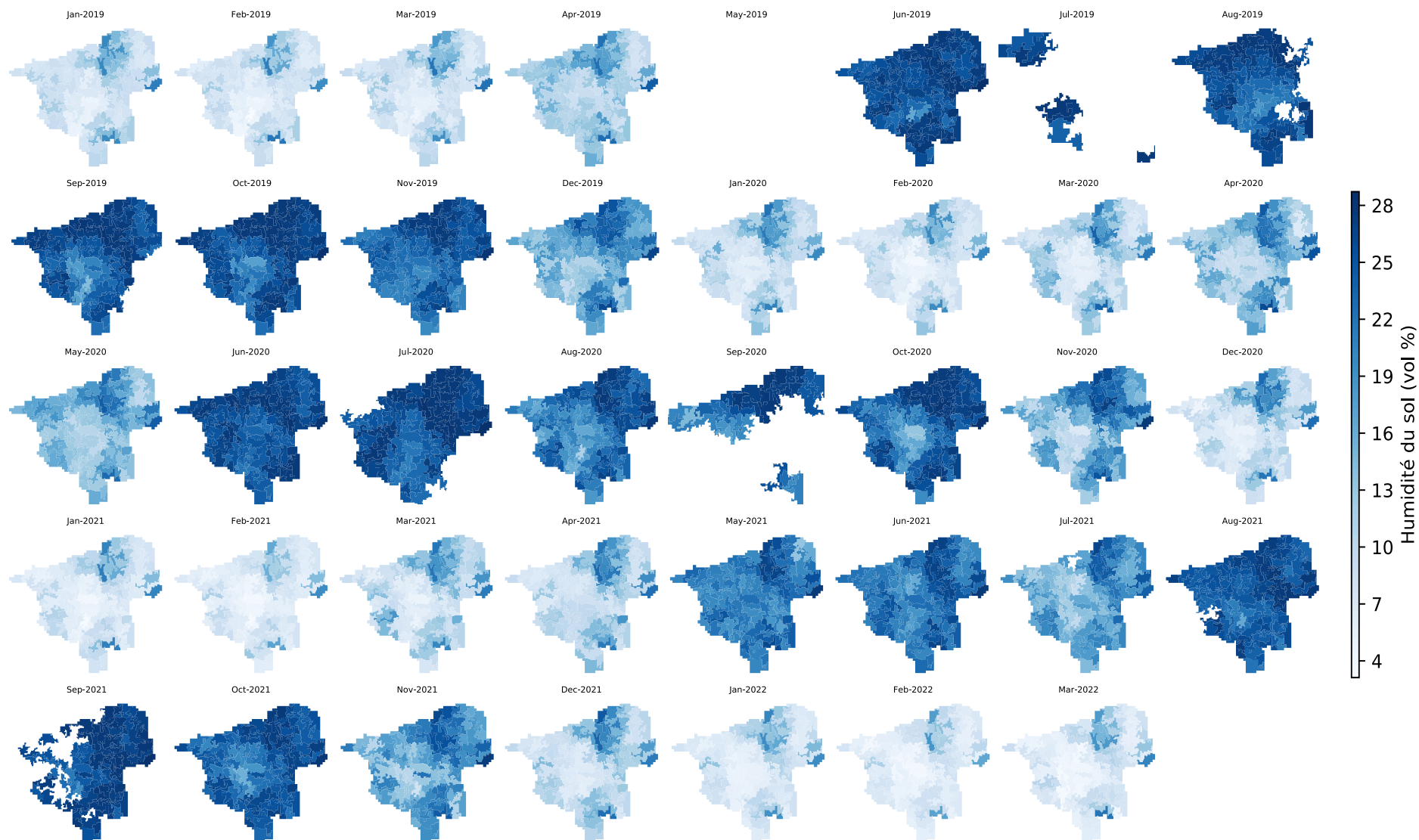


FIGURE 5.2 – Cartographie de l’humidité du sol sur la zone d’étude de janvier 2019 à mars 2022. Les teintes bleues montrent une humidité du sol élevée et inversement pour les teintes blanches.

5.2.2 Comparaison avec les données in situ

Les estimations de SM sont comparées aux observations in situ. Pour ce faire, les estimations font l'objet d'une pondération spatiale autour des sites d'échantillonnage, *i.e.* autour des tubes d'accès. Les valeurs retenues correspondent à la moyenne arithmétique mesurée dans une zone circulaire, centrée sur les tubes d'accès. La figure 5.3 illustre cette pondération spatiale pour deux zones circulaires tampons : 10 et 20 mètres. Cette pondération spatiale affecte les estimations associées aux sites en périphérie de segments. Par exemple, ceci concerne le site A, mais pas le site D (*cf.* figure 5.3).

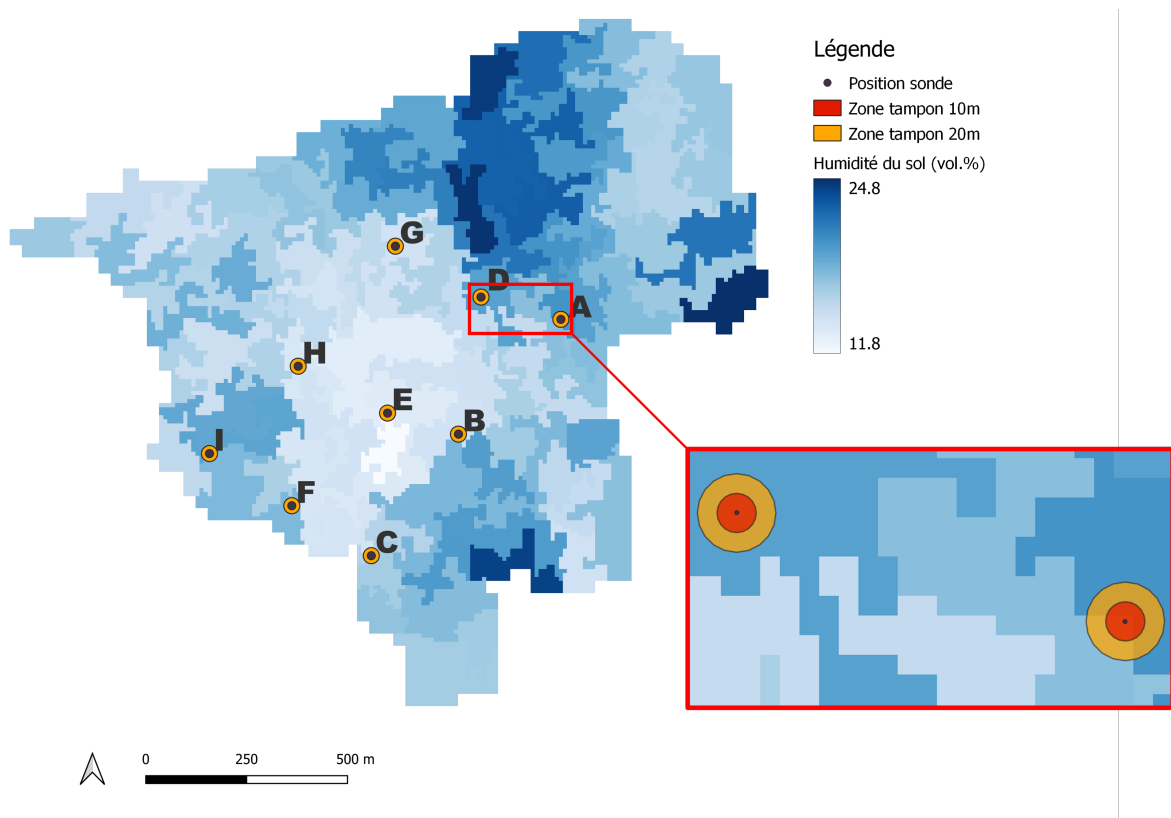


FIGURE 5.3 – Délimitation d'une zone tampon de 10 et 20 m autour des sites d'échantillonnages. L'humidité du sol correspond à la moyenne sur le site entre 01-2019 et 01-2022.

Les figures 5.2 et 5.3 mettent en évidence le fait que, les zones de cultures (*cf.* figure 3.3), localisées dans le centre du bas-fond, présentent systématiquement des valeurs de SM inférieure au reste du bas-fond. Ce constat est assez inattendu puisque cette zone a fait l'objet d'aménagements hydrauliques en 2017, dont l'objectif était (notamment) d'accroître la SM dans les zones de cultures.

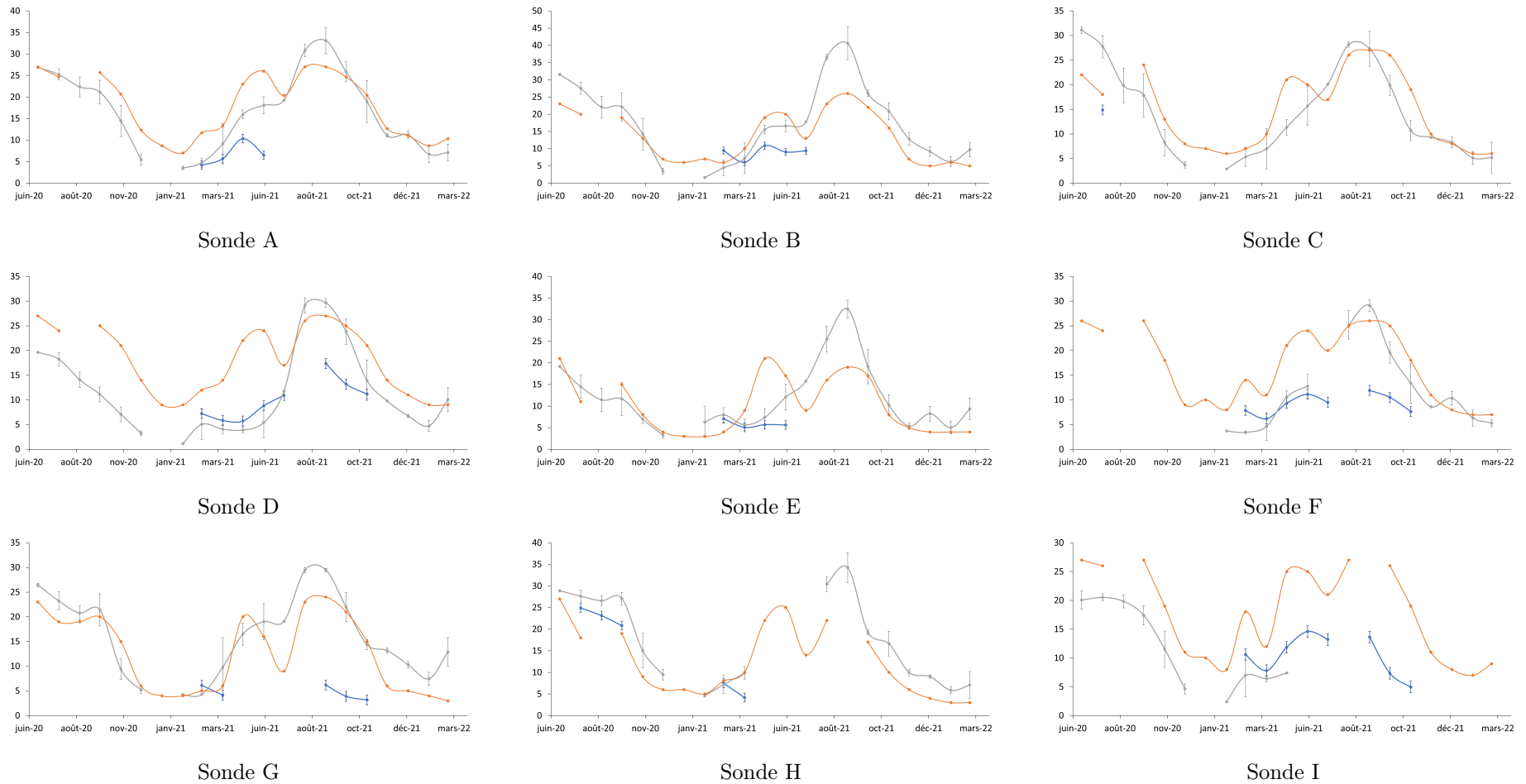


FIGURE 5.4 – Évolution temporelle (06-2020 à 03-2022) de l'humidité moyenne du sol (vol.%) des observations in situ à 10 cm (en bleu) et 20 cm (en gris) et des estimations par télédétection (en orange). Les intervalles représentent l'écart type des multiples observations temporelles durant un mois.

La figure 5.4 permet d’apprécier l’évolution temporelle de SM observée in situ et estimée par télédétection. Les valeurs mensuelles sont interpolées. L’interpolation est réalisée à l’aide d’un algorithme de calcul, intégré dans Excel, basé sur l’interpolation par *splines cubiques*².

Les estimations de SM agrégées à 10 et 20 m autour des sites présentent des résultats relativement similaires. Les estimations de SM agrégées à des zones circulaires de tailles plus grandes n’ont pas montré de bons résultats (*cf.* annexe D.A). Pour des raisons de synthèse, la suite des résultats considère les estimations agrégées à 10 mètres.

Les estimations réalisées par télédétection sont relativement cohérentes avec les mesures in situ à 20 cm de profondeur. D’une part, les ordres de grandeur sont comparables. D’autre part, les dynamiques temporelles correspondent. De plus, les estimations de SM s’inscrivent de manière cohérente dans le régime climatique de la région (*cf.* section 3.2). En effet, les maxima d’humidité sont concomitants aux périodes de pluies intenses, *i.e.* aux alentours du mois de septembre.

TABLE 5.1 – Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l’humidité du sol des observations in situ moyennes à 10 cm et 20 cm et des estimations par télédétection.

Sondes	10 cm & 20 cm		Estimation & 10 cm			Estimation & 20 cm		
	R^2	MAE	R^2	MAE	Indice	R^2	MAE	Indice
A	0.51	5.30	0.45	11.82	7.65	0.84	4.54	2.98
B	0.21	5.36	0.17	6.02	4.32	0.82	5.97	6.12
C	-	12.89	-	3.13	1.48	0.70	4.92	4.52
D	0.93	4.46	0.44	10.21	4.95	0.49	8.01	15.49
E	0.02	2.41	0.26	8.42	5.07	0.45	4.80	3.62
F	0.65	6.30	0.91	10.62	5.13	0.68	4.87	6.14
G	0.01	12.00	0.00	9.94	11.10	0.75	3.90	4.76
H	0.94	3.68	0.87	7.64	3.16	0.89	7.33	5.81
I	0.98	7.90	0.15	11.16	6.45	0.73	9.55	19.06

Le tableau 5.1 reprend une analyse quantitative des estimations, au travers du coefficient de détermination de corrélation de Bravais-Pearson (R^2), l’erreur moyenne absolue (MAE) et l’indice de performance ($Indice$). Cette analyse est réalisée sur chacun de neuf sites d’échantillonnage. Il faut noter l’unique mesure enregistrée par la sonde C qui rend le calcul de R^2 impossible.

2. L’algorithme utilise un type de courbe paramétrique appelé courbe de Bézier, de troisième ordre, avec quatre points de contrôle. Il s’agit d’un type de *spline cubique* qui évite certains des problèmes d’oscillation qui surviennent généralement lors de l’utilisation de polynômes de degré élevé pour l’interpolation (Lépassier, 2014; McKinley et Levine, 1998).

Plusieurs observations peuvent être relevées à l'aide du tableau 5.1. Tout d'abord, les coefficients R^2 entre les mesures à 10 et 20 cm sont assez faibles, indiquant une importante divergence entre les deux jeux de données in situ. On peut souligner les coefficients R^2 quasi nul entre ces mesures enregistrées par les sondes E et G, qui appuient davantage ce constat.

Ensuite, la corrélation entre les estimations télédétectées et les observations à 10 cm sont assez faibles ($R^2 = 0,41$), suggérant un pouvoir prédictif du modèle faible. Cependant, ce constat est à relativiser au regard des observations à 20 cm. En effet, les estimations présentent une corrélation plus élevée avec les mesures ($R^2 = 0,71$), suggérant un pouvoir prédictif du modèle plus fort. Néanmoins, les indices de performance ($MAE = 5,99$ et $Indice = 7,61$) font état d'un écart relativement important entre les mesures et les estimations.

5.2.3 Comparaison avec les produits SMAP

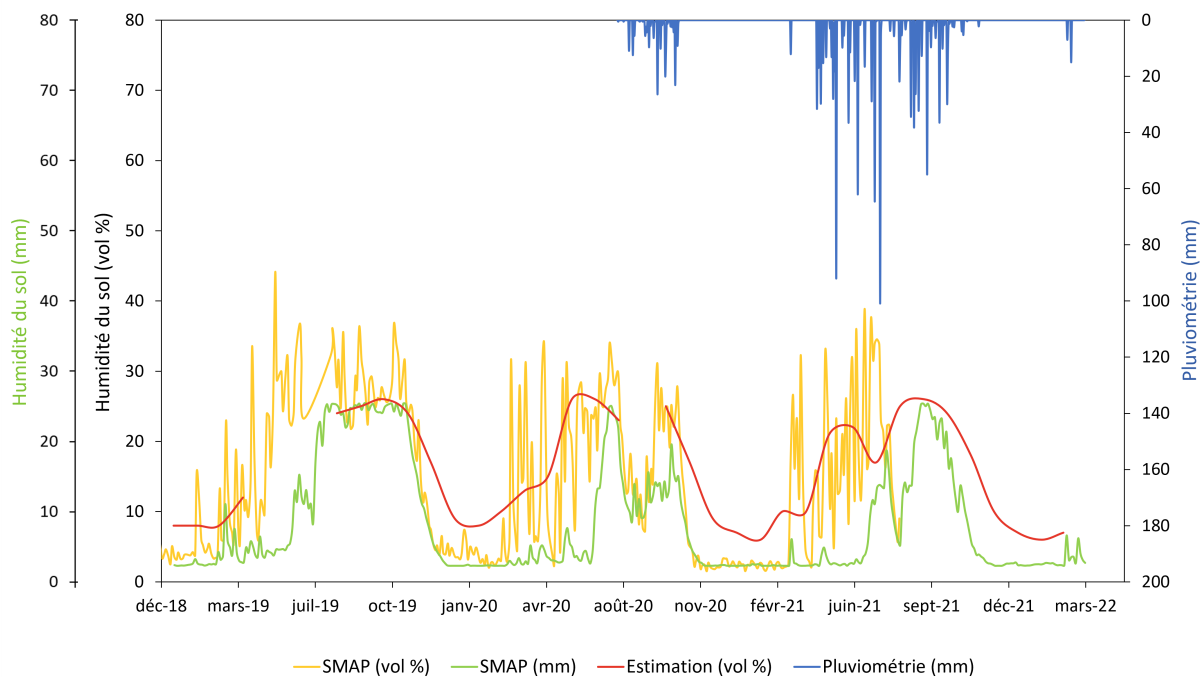


FIGURE 5.5 – Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol sur base des observations SMAP brutes (vol.%), SMAP intégrées au modèle Palmer (mm) et des estimations par Sentinel-1&2 (vol.%).

Les teneurs en eau du sol estimées par Sentinel-1&2 affichent une évolution fort différente avec les données SMAP (*cf.* figure 5.5). Les deux approches montrent un accord sur le long terme, mais pas sur le court terme. En effet, les estimations par Sentinel-1&2 peuvent refléter les niveaux d'humidité du sol, mais manquent les évènements de courte durée. Ceci est dû au fait que les estimations, agrégées sur base mensuelle, sont incapables

de détecter les fines variations de l'état hydrique des sols, représentés par des pics dans la série temporelle in situ de pluviométrie. Au contraire des observations SMAP, disponibles tous les 3 jours, qui sont capables de révéler ces événements. Il convient de souligner que ces deux produits ne renseignent pas exactement sur l'état de la même couche de sol, en raison d'une différence de pénétration dans le sol des longueurs d'onde respectives (*cf.* section 2.3.1).

On remarque une importante différence entre les deux produits SMAP (*cf.* figure 5.5). Ceci peut notamment s'expliquer par le fait que les données GEE (mm) intègrent aux données SMAP, l'aide d'une approche d'assimilation (*cf.* section 4.2.3), les données de précipitation provenant du *United States Air Force 557th Weather Wing* (Greicius, 2019). La qualité de ces données est très variable à travers le monde. Si ces données sont de bonne qualité, on peut obtenir une meilleure estimation de la *SM* (Greicius, 2019). Cette meilleure estimation se traduit par une augmentation réduite de *SM*, *i.e* pas de surestimation, car les informations de pluviométrie sont intégrées. Il est important de rappeler les limitations de ces données SMAP, qui ne permettent pas d'apprécier l'hétérogénéité présente au sein du bas-fond en raison de leur résolution spatiale trop importante.

5.3 Explication la distribution en termes de co-variables

La variabilité spatiale de la *SM* est étudiée selon deux co-variables : la topographie du terrain et la carte d'occupation du sol.

5.3.1 La topographie

Une régression linéaire simple est réalisée entre le relief et les 39 cartographies de *SM* (*cf.* figure 5.2). La figure 5.7 met en évidence la faible corrélation de la *SM* avec le relief ($R^2 = 0,2155$). La corrélation a également été calculée avec l'indice de position topographique (*cf.* annexe D.4) et la pente (*cf.* annexe D.5), mais les résultats n'ont rien révélé de concluant ($R^2 < 0,004$).

5.3.2 L'occupation du sol

La figure 5.7 représente les valeurs moyennes de *SM* selon les classes d'occupation de sol. Les classes associées à du bâti (*Built-up*) et des arbres (*Tress*) rapportent de plus grandes valeurs moyennes de *SM* que les autres classes.

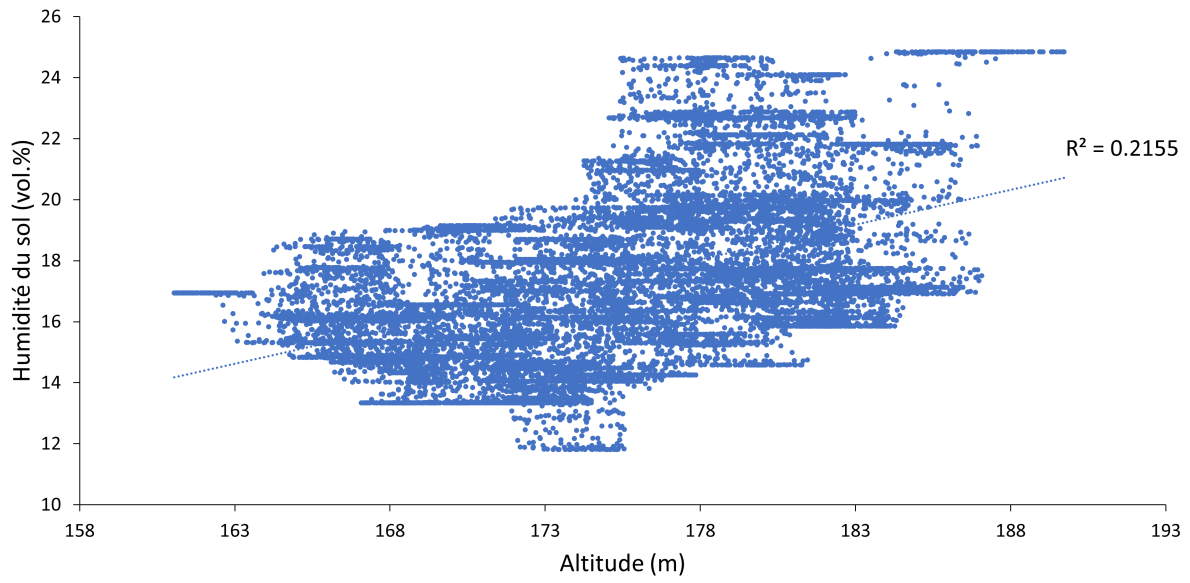


FIGURE 5.6 – Diagramme de corrélation entre l’humidité du sol et le relief.

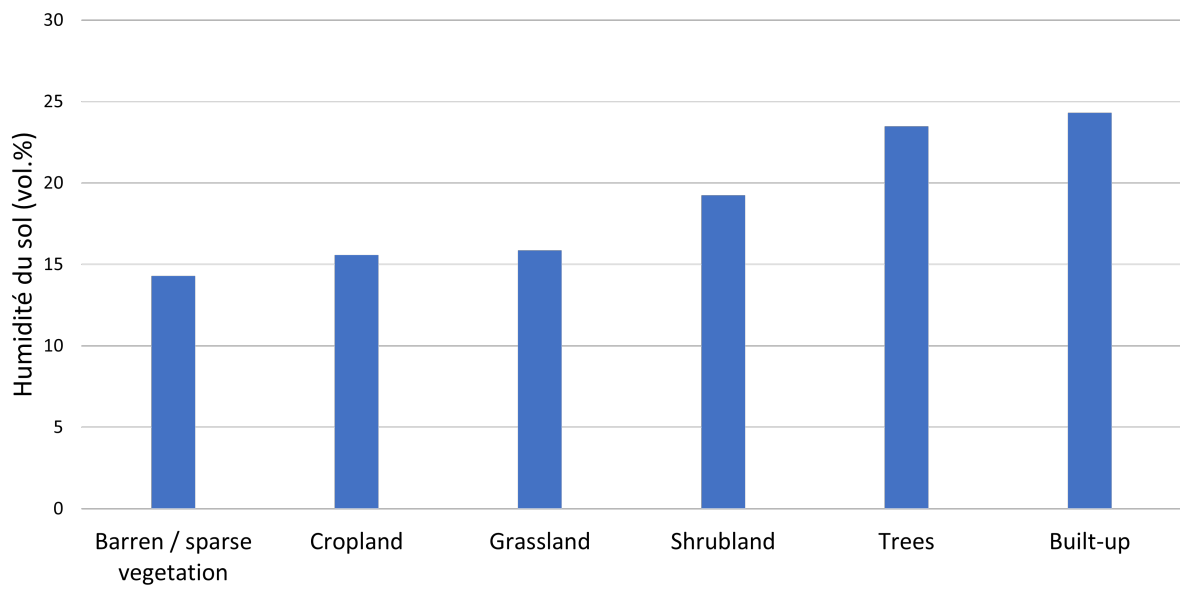


FIGURE 5.7 – Diagramme de relation entre l’humidité du sol et l’occupation du sol.

Chapitre 6 : Discussion

La caractérisation de l'humidité des sols reste un enjeu important pour les gestionnaires d'eau des parcelles agricoles et un défi pour les hydrologues du sol. Au cours des dernières décennies, les spectres électromagnétiques ont été intensivement étudiés, fournissant ainsi un certain nombre de produits, disponibles sur différentes plateformes et applications. Avec l'arrivée de la constellation Sentinel-1&2, il est maintenant possible de produire des estimations de SM à haute résolution spatiale et à des fréquences temporelles intéressantes.

Dans ce contexte, le présent travail a tenté de suivre et de comprendre les variations spatiales et temporelles de la SM au sein d'un bas-fond au centre du Bénin, à Itchedjiro. Ce travail se distingue par le fait qu'il aborde et confronte deux approches extrêmes. D'une part, il emploie la synergie des images Sentinel-1 (bande C) et Sentinel-2 pour offrir une cartographie opérationnelle de l'humidité des sols à haute résolution spatiale. D'autre part, il utilise les produits SMAP (bande L), conçus pour étudier l'humidité du sol, à haute résolution temporelle. Les résultats obtenus lors de cette étude mettent en évidence la qualité des données de la mission SMAP, ainsi que l'intérêt et la pertinence de l'utilisation des données Sentinel-1&2 pour l'estimation de la SM . Les résultats obtenus nécessitent une discussion par rapport aux éléments suivants : i) la représentation spatiale et temporelle des données pour caractériser la SM ; ii) les algorithmes d'extraction de SM ; iii) l'approche de validation ; iv) la structuration spatio-temporelle de SM .

6.1 Représentation spatiale et temporelle des variables pour caractériser l'humidité du sol

6.1.1 Échelle spatiale

L'objectif du travail consiste à décrire la dynamique spatio-temporelle de SM à partir de données télédéteçtées. À cet effet, les données à différentes résolutions spatiales, venant de différents capteurs ont été valorisées. Pour un traitement efficace des données, il a été proposé d'appliquer les méthodes d'extraction du signal pour des entités homogènes

au sein du bas-fond. Dans un souci d'hétérogénéité spatio-temporelle, une segmentation spatiale du bas-fond a été établie à partir d'un composite médian de *NDVI* sur la période 2019-2021. Néanmoins, une segmentation du bas fond a aussi été réalisée sur la période sèche (*cf.* annexe A.4) et sur la période humide (*cf.* annexe A.5). Ces résultats proposent une segmentation du bas-fond légèrement différente. On note un nombre de segments discriminé plus élevé pour la saison humide. Toujours est-il que, ces résultats auraient pu être utilisé dans l'objectif d'appliquer deux algorithmes d'estimations différentes (*cf.* section 6.2).

Segmenter le bas-fond sur base du *NDVI* est un choix discutable, étant donné le fait que le *NDVI* est déjà, en partie, le résultat de l'état hydrique du sol. Dès lors, il serait souhaitable de conforter la segmentation à partir d'autres sources d'information comme la carte d'occupation des sols (*cf.* figure 3.3) ou le Modèle Numérique de Terrain (*cf.* figure 3.4) ou des variables biophysiques (*e.g.* température, pluviométrie, évapotranspiration). On peut noter qu'il existe des données d'évapotranspiration de résolution spatiale relativement fine, 250 mètres, délivrées par la FAO (base de données *WaPOR*) (FAO, 2022). Il existe également des données de températures de haute résolution spatiale, 300 mètres, dérivées des données Sentinel-3 de l'ESA (Yang et al., 2020).

6.1.2 Échelle temporelle

Dans ce travail, il a été décidé d'agrèger les données à leur moyenne mensuelle, pour trois raisons. Premièrement, la distribution éparse et asynchrone des données in situ ne permet pas toujours de les comparer en même temps que les images satellites. Deuxièmement, la perte d'information des données satellitaires est limitée, car 2 à 3 images radars au maximum sont agrégées. En effet, l'importante période de revisite du satellite (12 jours) au-dessus de la zone d'étude limite le nombre de scènes disponibles par mois (*cf.* annexe B.1). Enfin, agrèger les images (sous forme de composites) permet de rendre les informations acquises plus robustes.

Toujours est-il que, ce choix est discutable. En effet, les estimations produites peuvent refléter les tendances de niveaux d'humidité du sol, mais manquent les évènements de courte durée. Afin d'observer et d'apprécier les fines variations de *SM*, il serait suggéré de travailler avec des données in situ de *SM* acquises sensiblement en même temps que les images satellites, car l'humidité change vite en Afrique de l'Ouest (Kouassi et al., 2010). Toutefois, il faut noter que, malgré le potentiel considérable des données Sentinel-1 (et Sentinel-2) pour l'estimation de *SM*, la période de revisite de 12 jours pourrait rester insuffisante pour l'observation de tous les évènements de pluie qui sont susceptibles de faire varier fortement la *SM*.

6.2 Les algorithmes d'extraction d'humidité du sol

Le choix de l'algorithme d'extraction du SM à partir des signaux télédéteçtés, joue un rôle important dans la qualité des résultats obtenus. Parmi les différents modèles proposés dans la littérature, le choix s'est porté sur le WCM modifié, développé par Baghdadi et al. (2017), pour plusieurs raisons. D'une part, ce modèle prend en considération l'impact de la végétation sur le signal rétrodiffusé, ce qui est nécessaire, étant donné la présence de végétation sur la zone étudiée. D'autre part, il repose sur une complexité relativement abordable. En effet, il permet de caractériser le couvert végétal à l'aide de descripteurs simples comme le $NDVI$. Finalement, les performances du WCM modifié ont montré que le modèle est applicable à d'autres sites d'étude¹, notamment dans le contexte d'un climat semi-aride et d'un environnement agricole (Ayari et al., 2022). Ceci est cohérent au regard du site d'étude au Bénin.

Il convient de souligner que l'algorithme employé n'utilise pas la rugosité de la surface comme paramètre en entrée de réseau neuronal. De ce fait, si le sol est trop lisse (hrms² inférieur à 1 cm) on a une sous-estimation de la SM et si le sol est trop rugueux (hrms supérieur à 3 cm) alors on a une surestimation de la SM Benninga et al., 2020.

L'algorithme d'estimation utilisé dans ce mémoire est construit sans informations à priori. Afin d'améliorer la précision des estimations, des informations à priori sur l'état hydrique du sol auraient pu être introduites (précipitations et température). Ces informations de précipitation et de température peuvent être acquises aussi bien à haute résolution spatiale (*e.g.* capteurs in situ) qu'à faible résolution spatiale (*e.g.* CHIRPS³). Intégrer ces informations permet de limiter la gamme de valeurs des données utilisées pour entraîner le réseau neuronal (*cf.* section 4.5.3) et conduit à une meilleure estimation de la SM (Baghdadi et al., 2012). Dans le contexte de cette étude, il est suggéré d'utiliser un réseau neuronal entraîné différemment pour les deux saisons (humide et sèche), qui sont fortement marquées au Bénin.

1. Notamment grâce au fait que le modèle est construit à partir de données acquises sur différents sites, dans différents pays et durant plusieurs années.

2. Le hrms (Height root mean square) est un paramètre de dispersion permettant de caractériser la rugosité de la surface (Bryant et al., 2007)

3. CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data) est un ensemble de données pluviométriques quasi globales sur plus de 35 ans (Dinku et al., 2018).

6.3 Validation de l’humidité du sol

6.3.1 Traitement d’absence d’images optiques en période nuageuse

Il a été montré dans la section 5.2.1 que certaines cartographies de la SM sont pauvres, voire exemptes de toutes informations, en raison d’une couverture nuageuse trop importante qui limite l’information optique nécessaire. Pour pallier ce problème, l’information optique, *i.e.* les valeurs du $NDVI$, pourrait être interpolée afin de combler ce manque d’information. Réaliser une interpolation de $NDVI$ sur une fenêtre d’un mois est jugé raisonnable. Ce laps de temps n’entraîne pas de changements majeurs de végétation susceptible d’impacter les informations extraites et les résultats produits.

6.3.2 Performance des estimations

La divergence observée entre les mesures in situ à 10 et 20 cm (*cf.* tableau 5.1) est surprenante. En effet, une forte corrélation de SM au sein d’un profil de sol est attendue (Huang et al., 2016). Cette divergence peut s’expliquer par le fait qu’on travaille avec des mesures de SM brutes, qui n’ont pas été étalonnées avec les courbes de calibration fournies par le constructeur. Toujours est-il que, les courbes de calibration établies par le constructeur sont des courbes génériques. Elles ne permettent pas de bien intégrer les conditions pédologiques locales. Le signal de l’instrument de mesure de SM in situ peut être fortement influencé par des propriétés locales physiques du sol, telles que la structure du sol, la salinité du sol et la température. Ces variables sont fortement dynamiques dans l’espace et le temps. Ainsi, une courbe de calibration locale spécifique peut être établie pour corriger la courbe générique établie par le fournisseur de l’appareil.

La précision des estimations de SM produites dans ce travail ($MEA = 6$ vol.%) n’atteint pas celle de Baghdadi et al. (2017) ($RMSE = 5$ vol.%). Néanmoins, il faut nuancer ces résultats en rappelant que, contrairement à l’étude citée, les estimations ont été produites sans considération d’informations à priori. De plus, les estimations produites ont été validées avec des données in situ non calibrées.

La figure 6.1 met en lumière une observation récurrente sur les cartographies produites (*cf.* section 5.2.1), à savoir que certaines parcelles présentent des valeurs de SM aberrantes, du moins anormalement élevées. Cette surestimation est probablement causée par la présence de végétation persistante (arbres) ou de bâti (constructions). Ce constat peut confirmer une faiblesse du modèle à estimer la SM en présence d’une couverture arborée (Attema et Ulaby, 1978; Bindlish et Barros, 2001; Pierdicca et al., 2010; Li et Wang, 2018; Wang et al., 2021).

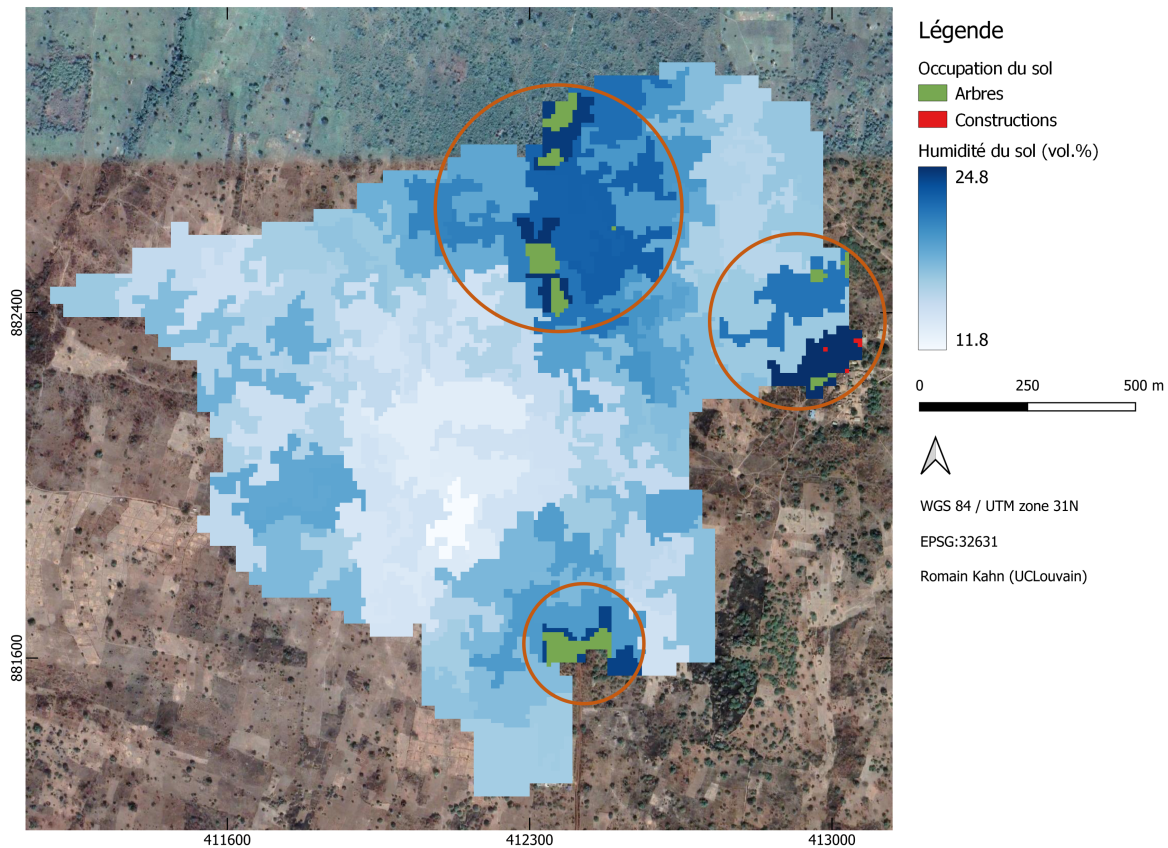
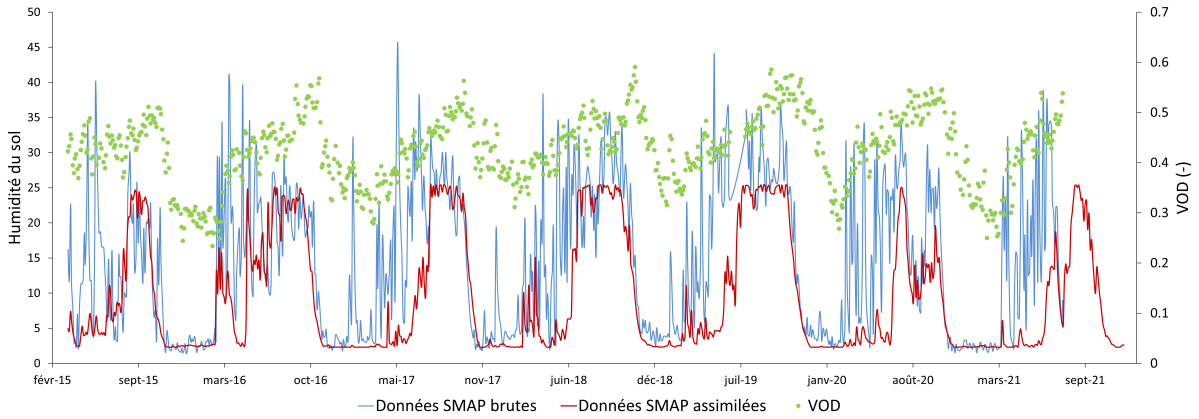


FIGURE 6.1 – Identification des valeurs aberrantes avec la carte d’occupation du sol. L’humidité du sol correspond à la moyenne sur le site entre 01-2019 et 01-2022.

6.3.3 Comparaison avec les produits SMAP

Il a été montré dans la section 5.2.3 que les données SMAP brutes présentent des surestimations de SM , du fait qu’elles n’intègrent pas d’informations sur les précipitations. Par ailleurs, cette surestimation peut aussi s’expliquer par une mauvaise différenciation entre l’eau contenue dans le sol et celle contenue dans la végétation. En effet, la quantité totale d’eau dans la végétation peut être corrélée (presque linéairement) à la profondeur optique de la végétation (VOD^4) (Holtzman et al., 2021). La dynamique de la VOD , présentée sur la figure 6.2, met en lumière les périodes durant lesquelles les quantités totales d’eau dans la végétation sont importantes (mars-octobre). On peut alors raisonnablement penser que, les données SMAP brutes associent ces fortes teneurs en eau dans la végétation comme de fortes teneurs en eau dans le sol, ce qui induit une surestimation de la SM .

4. La VOD (Vegetation Optical Depth) décrit les propriétés d’atténuation de la végétation par télédétection micro-ondes. Il est obtenu par radiométrie micro-onde et par l’intermédiaire d’un modèle simplifié d’équation de transfert radiatif appelé le modèle $\tau - \omega$ (Owe et al., 2001 ; Liu et al., 2019)



Source des données : Feldman et al., 2021

FIGURE 6.2 – Dynamique des produits SMAP et de la profondeur optique de la végétation (*VOD*) sur la zone d'étude.

6.3.4 Réflexion sur la campagne de mesure

Les résultats obtenus lors de cette étude suggèrent qu'il faut valoriser d'autres sources de données locales pour améliorer la validation. Par exemple, les estimations produites pourraient être confrontées aux données piézométriques de terrain. En effet, ces données peuvent servir de proxy de la *SM* (Pfister et al., 2003).

La disposition des différents sites d'échantillonnage ne permet d'apprécier que partiellement, la variabilité présente au sein même du bas-fond. Dès lors, il serait intéressant de revoir la stratégie d'échantillonnage, par exemple en ajoutant des sites dans les zones non-aménagées.

6.4 La structuration spatio-temporelle d'humidité du sol dans le bas-fond

La dynamique spatiale de la *SM* (*cf.* section 2.1) a motivé une analyse de la variabilité spatiale de la *SM* au sein du bas-fond en fonction des co-variables environnementale (*cf.* section 5.3). Cependant, aucun résultat concluant n'a été observé (*cf.* section 5.3.1). D'une part, la *SM* montre une faible corrélation avec le relief ($R^2 = 0,2155$), mais cette corrélation est biaisée par la présence de la végétation (dense) sur les hauts reliefs. Cette végétation engendre une surestimation de *SM*, comme démontré dans la section 6.3.2, qui invalide le résultat. D'autre part, la *SM* montre une influence pour l'occupation de sol, plus précisément le bâti, mais ce résultat ne fait que refléter la surestimation du modèle sur ce genre de surface.

Parallèlement, les travaux de Kidirou (2020) ont montré que, mis à part la pluviométrie, les facteurs déterminants de la variation spatiale de la *SM* à l'intérieur du bas-fond sont i)

l'état physique du sol, ii) le niveau de la nappe. L'étude a constaté que les zones à faibles profondeurs de nappe correspondent aux fortes teneurs en eau du sol. Enfin, les travaux ont également démontré que l'aménagement entrepris, dans le bas-fond d'Itchédjiro, n'a pas eu grand effet sur la variation de l'humidité du sol.

6.5 Perspectives

Bien que les données télédéetectées offrent des avantages sans précédent, certains défis scientifiques persistent en termes d'interprétation du signal, de résolution spatio-temporelle, et de profondeur de pénétration. Dès lors, il est important de rappeler les limitations du travail. En effet, celui-ci a fait l'objet de plusieurs hypothèses et incertitudes, et une énumération non exhaustive est reprise ci-dessous ;

- Les hypothèses inhérentes à l'IEM (Wu & Chen, 2004) et au WCM (Attema & Ulaby, 1978).
- Les estimations produites sont considérées comme comparables avec les mesures de terrains dans une zone circulaire de 10 mètres.
- Les estimations, reliées aux premiers centimètres de sol, sont validées avec des mesures enregistrées à 20 cm de profondeur.
- Les estimations sont validées par des données de terrain non calibrées avec des équations de calibration locale et spécifique.
- La pluviométrie considérée sur la zone est associée aux mesures enregistrées par un pluviomètre situé à 200 mètres du site.
- La délimitation des entités hydrologiques est réalisé selon des critères arbitraires.
- La procédure imparfaite de masquage de nuage sur les images S2⁵ (Sanchez et al., 2020 ; Li et al., 2022).

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre du projet de recherche et développement BAFONBE, qui se prolonge jusqu'en 2023. Dès lors, des améliorations pourraient être apportées en vue d'obtenir des résultats plus concluants.

Premièrement, il serait intéressant d'approfondir la méthodologie de segmentation du bas-fond en valorisant des co-variables jugées cohérentes avec le milieu d'étude. Si ces co-variables évoluent dans le temps, la segmentation peut alors être dynamique.

Deuxièmement, il est suggéré de réaliser les estimations à partir d'images satellites acquises sensiblement en même temps que les mesures de terrain. Ceci permettrait i)

5. La précision globale de l'algorithme de masquage de nuage *s2cloudless* va de 52% à 98% (Sanchez et al., 2020 ; Li et al., 2022)

d'observer et d'apprécier les fines variations de SM , ii) d'améliorer le processus de validation, iii) d'augmenter la résolution temporelle des estimations.

De plus, il serait intéressant d'améliorer les cartographies de SM en i) comblant le manque d'information optique par interpolation du $NDVI$, ii) utilisant des algorithmes d'estimation du SM différents (adaptés aux deux saisons), iii) évaluant la robustesse des résultats sur d'autres sites d'étude (*e.g.* le bas-fond de Bahoukpo).

Troisièmement, il serait intéressant d'approfondir l'identification des schémas (*patterns*) de SM au sein des bas-fonds. Pour ce faire, il est suggéré de recourir à des algorithmes d'apprentissage automatique (comme MLMapper), capables d'établir des schémas statistiquement significatifs entre la SM et une série de variables potentiellement explicatives. Il est proposé alors d'employer des variables facilement mesurables afin de rendre l'approche transposable à d'autres bas-fonds au Bénin.

Chapitre 7 : Conclusion

Au Bénin, l'insécurité alimentaire constitue un problème majeur et la situation est telle que l'agriculture ne répond plus au besoin de la population (UNICEF et al., 2021). Ce problème se voit renforcé par la vulnérabilité de la région face aux changements climatiques, qui engendrent une augmentation de la fréquence et de l'intensité des vagues de chaleur et des sécheresses (Wheeler & Von Braun, 2013). Dans cet environnement marqué par la variabilité climatique, les bas-fonds constituent des surfaces de très grand intérêt. En effet, les bas-fonds présentent un potentiel de développement et d'intensification agricole important grâce à leurs propriétés pédologiques et hydrologiques favorables (Souberou et al., 2017). Leurs surfaces s'étendent sur environ 205 000 ha à travers le pays et présentent aux yeux de la population un intérêt agro-économique grandissant. Mais, actuellement, seulement 15% des bas-fonds sont exploités, à cause du manque d'aménagement et de connaissances sur le fonctionnement hydrologique de ces bas-fonds (Pestiaux & Vanclooster, 2021).

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre du projet BAFONBE dont l'objectif principal est d'apporter un appui technique et scientifique pour la valorisation et la gestion intégrée et durable des eaux dans les bas-fonds au Bénin. Le but est d'assurer, à terme, une sécurité alimentaire et de renforcer l'autonomie des paysans en augmentant la productivité agricole. Un des objectifs spécifiques du projet consiste à suivre le comportement hydrologique de quelques bas-fonds pilotes (Glazoué et Bahounkpo).

L'objectif général de ce mémoire est le suivi de l'humidité de surface des sols par télédétection micro-onde et optique dans le bas-fond pilote d'Itchedjiro. L'étude des propriétés hydrodynamiques du bas-fond est indispensable à la compréhension du comportement hydrologique de celui-ci et au dimensionnement d'aménagements hydrauliques adéquats. Dans ce contexte, il est considéré que la distribution spatio-temporelle de la SM au sein des bas-fonds joue un rôle clé dans le comportement hydrologique des bas-fonds. Pour ce faire, la démarche s'appuie sur la synergie des images Sentinel-1 et Sentinel-2 afin de réaliser une cartographie opérationnelle de SM à haute résolution spatiale.

L'approche employée dans ce travail est basée sur l'estimation de la SM sur des parcelles homogènes à l'intérieur du bas-fond. Ces parcelles sont délimitées par un processus de segmentation *Mean Shift*, basé sur composite $NDVI$ de trois an (2019-2021). Les estimations de SM sont fondées sur l'inversion du WCM couplé à l'IEM, en utilisant des données radar enregistrées en polarisation VV et des données $NDVI$ dérivées d'images optiques. Le choix du modèle a été motivé par des résultats encourageants quant à son application à des environnements agricoles. De plus, il représente un bon compromis entre le domaine de validité et la complexité d'un modèle. Des informations à haute résolution temporelle, collectées à l'aide des capteurs in situ (humidimètre FDR), sont utilisées pour valider les informations déduites par télédétection. Des résultats cohérents sont obtenus avec les mesures in situ à 20 cm de profondeur ($R^2 = 0,71$ et $MAE = 6$ vol.%). Parallèlement, les teneurs en eau du sol estimées par Sentinel-1&2 sont comparées avec les produits SMAP. Les deux approches montrent un bon accord sur le long terme, mais pas sur le court terme. La haute résolution temporelle des données SMAP permet de détecter les fines variations de l'état hydrique des sols, mettant en évidence leur pertinence et intérêt. Néanmoins, leur résolution spatiale n'est pas suffisante que pour apprécier la variabilité présente au sein même du bas-fond.

Les estimations produites, agrégées mensuellement, peuvent refléter les tendances de niveaux d'humidité du sol, mais manquent les événements de courte durée. En effectuant des cartographies à l'aide de données satellitaires acquises sensiblement en même temps que les observations in situ, la qualité des estimations serait probablement améliorée. Il est également suggéré d'approfondir la méthodologie de segmentation du bas-fond en valorisant d'autres co-variables environnementales. Les résultats sont encourageants, mais l'évaluation de la méthode sur d'autres sites d'étude et avec des données de terrain calibrées est souhaitée.

Le résultat essentiel de ce travail est la mise en place d'une approche opérationnelle pour cartographier la SM à haute résolution spatiale (jusqu'à l'échelle de la parcelle) dans le bas-fond d'Itchedjiro. Ces résultats sont une première approche pour le suivi spatio-temporel de la SM dans le bas-fond. Ils peuvent être utilisés pour de nombreuses applications comme i) le dimensionnement adéquat d'aménagements hydrauliques, ii) amélioration la surveillance de l'état de santé des cultures, iii) l'optimisation et la gestion intégrée de l'eau agricole, en incluant l'état d'humidité du sol télédétekté à la programmation de l'irrigation.

Bibliographie

- Abdou Razak, M. et B. Mohamed Nasser (2022). « Connaissance Des Normes De Gestion Des Ressources En Eau Souterraine Dans La Vallée Du Fleuve Niger Au Bénin ». *European Scientific Journal, ESJ* 18.14, p. 143. DOI : 10.19044/esj.2022.v18n14p143.
- Akponikpe, P. (2019). *Appui technique et scientifique pour la valorisation et la gestion intégrée et durable des eaux dans les BAs-FONds au BÉnin pour l'irrigation : BAs-FONBÉ*. Available on <https://hydromode-lab-up.org/index.php/projets-recents-executes-ou-en-cours/projets-dequipe/>. accessed : 26.01.2022.
- Álvarez-Mozos, J., M. González-Audícana et J. Casali (2007). « Evaluation of Empirical and Semi-Empirical Backscattering Models for Surface Soil Moisture Estimation ». *Canadian Journal of Remote Sensing* 33.3, p. 13. DOI : <https://doi.org/10.5589/m07-024>.
- Amazirh, A. (2019). « Monitoring Crops Water Needs at High Spatio-Temporal Resolution by Synergy of Optical/Thermal and Radar Observations ». Thèse de doct. Université Paul Sabatier - Toulouse III.
- Attarzadeh, R., J. Amini, C. Notarnicola et F. Greifeneder (2018). « Synergetic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Data for Soil Moisture Mapping at Plot Scale ». *Remote Sensing* 10.8, p. 1285. DOI : 10.3390/rs10081285.
- Attema, E. P. W. et F. T. Ulaby (1978). « Vegetation Modeled as a Water Cloud ». *Radio Science* 13.2, p. 357-364. DOI : 10.1029/RS013i002p00357.
- Ayari, E., Z. Kassouk, Z. Lili-Chabaane, N. Baghdadi et M. Zribi (2022). « Investigation of Multi-Frequency SAR Data to Retrieve the Soil Moisture within a Drip Irrigation Context Using Modified Water Cloud Model ». *Sensors* 22.2, p. 580. DOI : 10.3390/s22020580.
- Bacchi, O., K. Reichardt et M. Calvache (2003). *Les sondes à neutrons et à rayons gamma : leurs applications en agronomie. 2ème édition*. Vienne : AIEA. 76 p.
- Baghdadi, N., R. Cresson, M. El Hajj, R. Ludwig et I. La Jeunesse (2012). « Estimation of soil parameters over bare agriculture areas from C-band polarimetric SAR data using neural networks ». *Hydrology and Earth System Sciences* 16.6, p. 1607-1621. DOI : 10.5194/hess-16-1607-2012.

- Baghdadi, N., N. Holah et M. Zribi (2006). « Calibration of the Integral Equation Model for SAR data in C-band and HH and VV polarizations ». *International Journal of Remote Sensing* 27.4, p. 805-816. DOI : 10.1080/01431160500212278.
- Baghdadi, N., M. El Hajj, M. Zribi et S. Bousbih (2017). « Calibration of the Water Cloud Model at C-Band for Winter Crop Fields and Grasslands ». *Remote Sensing* 9.9, p. 969. DOI : 10.3390/rs9090969.
- Bai, P. R., Q. Y. Liu, L. Li, S. H. Teng, J. Li et M. Y. Cao (2013). « A novel region-based level set method initialized with mean shift clustering for automated medical image segmentation ». *Computers in biology and medicine* 43.11, p. 1827-1832. DOI : 10.1016/j.combiomed.2013.08.024.
- Bai, X., B. He, X. Li, J. Zeng, X. Wang, Z. Wang, Y. Zeng et Z. Su (2017). « First Assessment of Sentinel-1A Data for Surface Soil Moisture Estimations Using a Coupled Water Cloud Model and Advanced Integral Equation Model over the Tibetan Plateau ». *Remote Sensing* 9.7, p. 714. DOI : 10.3390/rs9070714.
- Benninga, H.-J. F., R. van der Velde et Z. Su (2020). « Sentinel-1 Soil Moisture Content and Its Uncertainty over Sparsely Vegetated Fields ». *Journal of Hydrology X* 9, p. 100066. DOI : 10.1016/j.hydroa.2020.100066.
- Bepery, C., S. Bhadra, M. M. Rahman, M. K. Sarkar et M. J. Hossain (2021). « Improved Mean Shift Algorithm for Maximizing Clustering Accuracy ». *Journal of Engineering Advancements* 2.01, p. 01-06. DOI : 10.38032/jea.2021.01.001.
- Bidou, J., I. Droy, R. Houesse et C. Mering (2019). « Dynamiques Démographiques, Vulnérabilité et Évolution Du Couvert Végétal Au Nord Bénin : Des Interactions Complexes ». *Espace populations sociétés* 3. DOI : 10.4000/eps.8083.
- Bindlish, R. et A. P. Barros (2001). « Parameterization of Vegetation Backscatter in Radar-Based, Soil Moisture Estimation ». *Remote Sensing of Environment* 76.1, p. 130-137. DOI : 10.1016/S0034-4257(00)00200-5.
- Blein, R., B. G. Soulé, B. F. Dupaigne et B. Yérima (2008). *Les potentialités agricoles de l'Afrique de l'Ouest*. CEDEAO, p. 1-33.
- Boisot, O. (2015). « Étude de la rétrodiffusion des surfaces d'eau en bande Ka à faible incidence ». Thèse de doct. Université de Toulon.
- Bryant, R., M. S. Moran, D. P. Thoma, C. D. Holifield Collins, S. Skirvin, M. Rahman, K. Slocum, P. Starks, D. Bosch, M. P. Gonzalez Dugo et et al. (2007). « Measuring Surface Roughness Height to Parameterize Radar Backscatter Models for Retrieval of Surface Soil Moisture ». *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 4.1, p. 137-141. DOI : 10.1109/lgrs.2006.887146.
- Carlson, T. N., R. R. Gillies et T. J. Schmugge (1995). « An Interpretation of Methodologies for Indirect Measurement of Soil Water Content ». *Agricultural and Forest Meteorology* 77.3, p. 191-205. DOI : 10.1016/0168-1923(95)02261-U.

- Chan, S., R. Bindlish, P. O'Neill, T. Jackson, E. Njoku, S. Dunbar, J. Chaubell, J. Piepmeier, S. Yueh, D. Entekhabi, A. Colliander, F. Chen, M. Cosh, T. Caldwell, J. Walker, A. Berg, H. McNairn, M. Thibeault, J. Martínez-Fernández, F. Uldall, M. Seyfried, D. Bosch, P. Starks, C. Holifield Collins, J. Prueger, R. van der Velde, J. Asanuma, M. Palecki, E. Small, M. Zreda, J. Calvet, W. Crow et Y. Kerr (2018). « Development and Assessment of the SMAP Enhanced Passive Soil Moisture Product ». *Remote Sensing of Environment* 204, p. 931-941. DOI : 10.1016/j.rse.2017.08.025.
- Chanasyk, D. S. et M. A. Naeth (1996). « Field measurement of soil moisture using neutron probes ». *Canadian Journal of Soil Science* 76.3, p. 317-323. DOI : 10.4141/cjss96-038.
- Cheng, Y. (1995). « Mean shift, mode seeking, and clustering ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 17.8, p. 790-799. DOI : 10.1109/34.400568.
- Copernicus (2022). *Essential Climate Variables*. <https://gcos.wmo.int/en/essential-climate-variables/soil-moisture>. accessed : 26.01.2022.
- Cravau, E., M. Vanclooster et S. Petit (2021). « Caractérisation des propriétés hydrodynamiques des sols du bas-fond d'Itchedjiro, Bénin ». Mém. de mast. Faculté des bioingénieurs, Université catholique de Louvain.
- Dalton, F. et M. Van Genuchten (1986). « The Time-Domain Reflectometry Method for Measuring Soil Water Content and Salinity ». *Geoderma* 38.1, p. 237-250. DOI : 10.1016/0016-7061(86)90018-2.
- Devices, D.-T. (2022). *PR2 Profile Probe - Soil Moisture Probe - Moisture of Soil*. <https://delta-t.co.uk/product/pr2/>. accessed : 08.04.2022.
- Dinku, T., C. Funk, P. Peterson, R. Maidment, T. Tadesse, H. Gadain et P. Ceccato (2018). « Validation of the CHIRPS satellite rainfall estimates over eastern Africa ». *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 144.S1, p. 292-312. DOI : 10.1002/qj.3244.
- Donahue, R. L., R. W. Miller, J. C. Shickluna et J. U. Miller (1977). *Soils : An introduction to soils and plant growth*. Rapp. tech. Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ.
- Dubois, P., J. van Zyl et T. Engman (1995). « Measuring soil moisture with imaging radars ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 33.4, p. 915-926. DOI : 10.1109/36.406677.
- El Hajj, M., N. Baghdadi, M. Zribi et H. Bazzi (2017). « 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, p. 1292. DOI : 10.3390/rs9121292.
- Engman, E. T. et N. Chauhan (1995). « Status of Microwave Soil Moisture Measurements with Remote Sensing ». *Remote Sensing of Environment* 51.1, p. 189-198. DOI : 10.1016/0034-4257(94)00074-W.
- ESA (2022a). *Calibrage Radiométrique Sentinel-1*. <https://csggis.drdlr.gov.za/portal/home/item.html?id=c62736d35d734881b6e368e7371ccb57>. accessed : 22.04.2022.

- ESA (2022b). *S2 Level-2 Processing*. <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/processing-levels/level-2>. accessed : 22.04.2022.
- ESA (2022c). *Sentinel-1 Data Products*. <https://sentinels.copernicus.eu/ar/web/sentinel/missions/sentinel-1/data-products>. accessed : 22.04.2022.
- FAO (2022). *WaPOR, remote sensing for water productivity*. <https://www.fao.org/in-action/remote-sensing-for-water-productivity/wlpa-introduction/introduction/en/>. accessed : 12.04.2022.
- Feldman, A. F., A. G. Konings, M. Piles et D. Entekhabi (2021). *The Multi-Temporal Dual Channel Algorithm (MT-DCA)*. Version 4. Zenodo. DOI : 10.5281/zenodo.5579549.
- Florian, P. (2013). « Caractérisation du couvert nuageux en Afrique équatoriale à l'aide des données MODIS. » Thèse de doct. Département des sciences de la Terre de LYON.
- Fung, A. et K. Chen (2004). « An update on the IEM surface backscattering model ». *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 1.2, p. 75-77. DOI : 10.1109/LGRS.2004.826564.
- Fung, A., Z. Li et K. Chen (1992). « Backscattering from a Randomly Rough Dielectric Surface ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30.2, p. 356-369. DOI : 10.1109/36.134085.
- Fung, A. K., K.-S. Chen et K. S. Chen (2010). *Microwave Scattering and Emission Models for Users*. Artech House.
- Gao, H., E. F. Wood, T. J. Jackson, M. Drusch et R. Bindlish (2006). « Using TRMM/TMI to Retrieve Surface Soil Moisture over the Southern United States from 1998 to 2002 ». *Journal of Hydrometeorology* 7.1, p. 23-38. DOI : 10.1175/jhm473.1.
- Gao, J. et Y. Liu (2001). « Applications of remote sensing, GIS and GPS in glaciology : a review ». *Progress in Physical Geography : Earth and Environment* 25.4, p. 520-540. DOI : 10.1177/030913330102500404.
- Garcia-Garcia, A., S. Orts-Escolano, S. Oprea, V. Villena-Martinez, P. Martinez-Gonzalez et J. Garcia-Rodriguez (2018). « A survey on deep learning techniques for image and video semantic segmentation ». *Applied Soft Computing* 70, p. 41-65. DOI : 10.1016/j.asoc.2018.05.018.
- Girard, M.-C. (2010). *Traitement des données de télédétection - 2e éd. : Environnement et ressources naturelles*. Dunod.
- Gnanglè, C. P., R. Glèlè Kakai, A. E. Assogbadjo, S. Vodounnon, J. A. Yabi et N. Sokpon (2011). « Tendances climatiques passées, modélisation, perceptions et adaptations locales au Bénin ». *Climatologie* 8, p. 27-40. DOI : 10.4267/climatologie.259.
- Graham, A. J. et R. Harris (2003). « Extracting biophysical parameters from remotely sensed radar data : a review of the water cloud model ». *Progress in Physical Geography : Earth and Environment* 27.2, p. 217-229. DOI : 10.1191/0309133303pp378ra.
- Greicius, T. (2019). *NASA Soil Data Joins the Air Force*. <http://www.nasa.gov/feature/jpl/smmap20191118>. accessed : 26.03.2022.

- Groot, J. R., M. Traoré et D. Koné (1998). « Description du système racinaire de trois espèces fourragères en zone soudano-sahélienne : *Andropogon gayanus*, *Vigna unguiculata* et *Stylosanthes hamata* ». *Biotechnology, Agronomy, Society and Environment* 2.2, p. 106-119.
- Harris, I., T. J. Osborn, P. Jones et D. Lister (2020). « Version 4 of the CRU TS Monthly High-Resolution Gridded Multivariate Climate Dataset ». *Scientific Data* 7.1, p. 109. DOI : 10.1038/s41597-020-0453-3.
- Hervé, S. C., L. Philippe et H. C. Léonard (2013). *Essai de typologie des exploitations agricoles axées sur le financement de la production agricole au Bénin*, p. 23.
- Holtzman, N. M., L. D. L. Anderegg, S. Kraatz, A. Mavrovic, O. Sonnentag, C. Pappas, M. H. Cosh, A. Langlois, T. Lakhankar, D. Tesser et et al. (2021). « L-band vegetation optical depth as an indicator of plant water potential in a temperate deciduous forest stand ». *Biogeosciences* 18.2, p. 739-753. DOI : 10.5194/bg-18-739-2021.
- Hossain, A. K. M. A. et G. Easson (2009). *Microwave Remote Sensing of Soil Moisture in Semi-arid Environment*. IntechOpen. DOI : 10.5772/8301.
- Huang, X., Z. Shi, H. Zhu, H. Zhang, L. Ai et W. Yin (2016). « Soil moisture dynamics within soil profiles and associated environmental controls ». *Catena* 136, p. 189-196. DOI : 10.1016/j.catena.2015.01.014.
- Jiménez, C., D. B. Clark, J. Kolassa, F. Aires et C. Prigent (2013). « A joint analysis of modeled soil moisture fields and satellite observations ». *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* 118.12, p. 6771-6782. DOI : <https://doi.org/10.1002/jgrd.50430>.
- Joseph, A. T., R. van der Velde, P. E. O'Neill, R. H. Lang et T. Gish (2008). « Soil Moisture Retrieval During a Corn Growth Cycle Using L-Band (1.6 GHz) Radar Observations ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 46.8, p. 2365-2374. DOI : 10.1109/TGRS.2008.917214.
- Kellens, T., R. Soppé, D. Robinson, M. Schaap, J. Ayars et T. Skaggs (2004). « Calibration of capacitance probe sensors using electric circuit theory ». *Soil Science Society of America Journal* 68.2, p. 430-439. DOI : 10.2136/sssaj2004.0430.
- Kerr, Y. (1996). *Optimal choice for MIRAS frequencies scientific requirements*.
- Kidirou, S. (2020). « Réponse hydrologique du bas-fond d'Itchédjiro dans la commune de Glazoué au centre du Bénin : mesure et analyse des déterminants ». Thèse de doct. Université de Parakou.
- Kornelsen, K. C. et P. Coulibaly (2013). « Advances in Soil Moisture Retrieval from Synthetic Aperture Radar and Hydrological Applications ». *Journal of Hydrology* 476, p. 460-489. DOI : 10.1016/j.jhydro1.2012.10.044.
- Koster, R. D., P. A. Dirmeyer, Z. Guo, G. Bonan, E. Chan, P. Cox, C. Gordon, S. Kanae, E. Kowalczyk, D. Lawrence et al. (2004). « Regions of strong coupling between soil

- moisture and precipitation ». *Science* 305.5687, p. 1138-1140. DOI : [10.1126/science.1100217](https://doi.org/10.1126/science.1100217).
- Kouassi, A. M., K. F. Kouamé, Y. B. Koffi, K. B. Dje, J. E. Paturel et S. Oulare (2010). « Analyse de la variabilité climatique et de ses influences sur les régimes pluviométriques saisonniers en Afrique de l'Ouest : cas du bassin versant du N'zi (Bandama) en Côte d'Ivoire ». *Cybergeo : European Journal of Geography*. DOI : <https://doi.org/10.4000/cybergeo.23388>.
- Lamoulié, A. et L. Vignaud (1995). « Imagerie ISAR (Radar à synthèse d'ouverture inverse) de satellites ». *15° Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 1995*. GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images.
- Lee, J.-S. (1981). « Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images ». *Computer graphics and image processing* 17.1, p. 24-32. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0146-664X\(81\)80005-6](https://doi.org/10.1016/S0146-664X(81)80005-6).
- Lépissier, A. (2014). *Spline Interpolation Function for Excel*. DOI : [10.13140/RG.2.1.5160.5848](https://doi.org/10.13140/RG.2.1.5160.5848).
- Li, J., L. Wang, S. Liu, B. Peng et H. Ye (2022). « An automatic cloud detection model for Sentinel-2 imagery based on Google Earth Engine ». *Remote Sensing Letters* 13.2, p. 196-206. DOI : <https://doi.org/10.1080/2150704X.2021.1988753>.
- Li, J. et S. Wang (2018). « Using SAR-Derived Vegetation Descriptors in a Water Cloud Model to Improve Soil Moisture Retrieval ». *Remote Sensing* 10.9, p. 1370. DOI : [10.3390/rs10091370](https://doi.org/10.3390/rs10091370).
- Liu, R., J. Wen, X. Wang, Z. Wang, Z. Li, Y. Xie, L. Zhu et D. Li (2019). « Derivation of vegetation optical depth and water content in the source region of the Yellow River using the FY-3B microwave data ». *Remote Sensing* 11.13, p. 1536. DOI : [10.3390/rs11131536](https://doi.org/10.3390/rs11131536).
- McKinley, S. et M. Levine (1998). « Cubic spline interpolation ». *College of the Redwoods* 45.1, p. 1049-1060.
- McNairn, H., C. Duguay, B. Brisco et T. Pultz (2002). « The effect of soil and crop residue characteristics on polarimetric radar response ». *Remote sensing of environment* 80.2, p. 308-320. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00312-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00312-1).
- Mendez Del Villar, P. et J.-M. Bauer (2013). « Rice in West Africa : Dynamics, policies and trends ». *Cahiers Agricultures* 22.5, p. 336-344. DOI : [10.1684/agr.2013.0657](https://doi.org/10.1684/agr.2013.0657).
- Mohanty, B. P., M. H. Cosh, V. Lakshmi et C. Montzka (2017). « Soil Moisture Remote Sensing : State-of-the-Science ». *Vadose Zone Journal* 16.1, vzt2016.10.0105. DOI : [10.2136/vzj2016.10.0105](https://doi.org/10.2136/vzj2016.10.0105).
- NASA (2000). *NASADEM Merged DEM Global 1 Arc Second V001*. DOI : [10.5067/MEASURES/NASADEM/NASADEM_HGT.001](https://doi.org/10.5067/MEASURES/NASADEM/NASADEM_HGT.001).

- Oh, Y., K. Sarabandi et F. Ulaby (1992). « An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 30.2, p. 370-381. DOI : 10.1109/36.134086.
- Oh, Y. (2004). « Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42.3, p. 596-601. DOI : 10.1109/TGRS.2003.821065.
- OTB (2022). *LargeScaleMeanShift — Orfeo ToolBox 8.0.1 Documentation*. https://www.orfeo-toolbox.org/CookBook/Applications/app_LargeScaleMeanShift.html. accessed : 26.04.2022.
- Owe, M., R. de Jeu et J. Walker (2001). « A methodology for surface soil moisture and vegetation optical depth retrieval using the microwave polarization difference index ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39.8, p. 1643-1654. DOI : 10.1109/36.942542.
- PAM (2014). *Analyse Globale de La Vulnérabilité et de La Sécurité Alimentaire - République Du Bénin*. Rome : Programme alimentaire mondial des Nations Unies.
- Peng, J., A. Loew, O. Merlin et N. E. Verhoest (2017). « A review of spatial downscaling of satellite remotely sensed soil moisture ». *Reviews of Geophysics* 55.2, p. 341-366. DOI : <https://doi.org/10.1002/2016RG000543>.
- Pestiaux, M. et M. Vanclooster (2021). « Caractérisation et modélisation hydrologique du bassin versant de Sowé, Bénin ». Mém. de mast. Faculté des bioingénieurs, Université catholique de Louvain.
- Petit, S. et M. Vanclooster (2019). « Appui technique et scientifique pour la valorisation et la gestion intégrée et durable des eaux dans les BAs-FONds au BÉnin pour l'irrigation (BAFONBÉ) ». *Louvain4Water : The Language of Water*.
- Pfister, L., G. Drogue, A. El Idrissi, J. Humbert, J. Iffly, P. Matgen et L. Hoffmann (2003). « Predicting peak discharge through empirical relationships between rainfall, groundwater level and basin humidity in the Alzette River basin (Grand-Duchy of Luxembourg) ». *J. Hydrol. Hydromech* 51.3, p. 210-220.
- Pierdicca, N., L. Pulvirenti et C. Bignami (2010). « Soil Moisture Estimation over Vegetated Terrains Using Multitemporal Remote Sensing Data ». *Remote Sensing of Environment* 114.2, p. 440-448. DOI : 10.1016/j.rse.2009.10.001.
- Pietroniro, A. et R. Leconte (2005). « A review of Canadian remote sensing and hydrology, 1999–2003 ». *Hydrological Processes* 19.1, p. 285-301. DOI : <https://doi.org/10.1002/hyp.5771>.
- Porporato, A., F. Laio, L. Ridolfi et I. Rodriguez-Iturbe (2001). « Plants in water-controlled ecosystems : active role in hydrologic processes and response to water stress : III. Vegetation water stress ». *Advances in water resources* 24.7, p. 725-744. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0309-1708\(01\)00005-7](https://doi.org/10.1016/S0309-1708(01)00005-7).

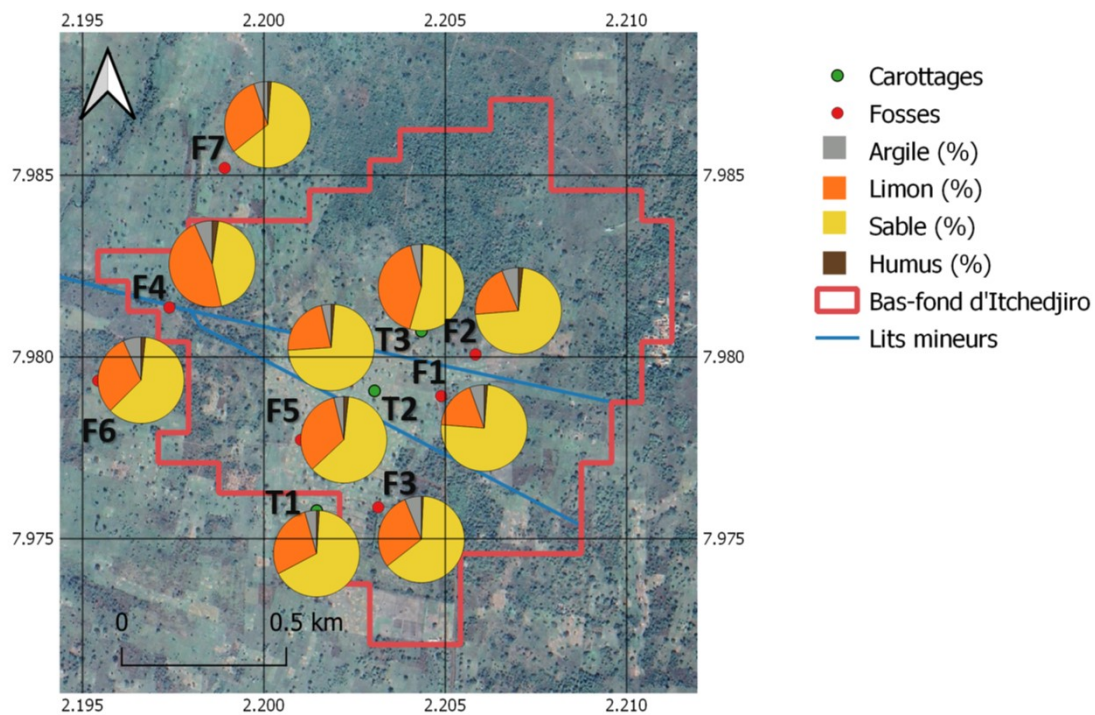
- Potin, P., B. Rosich, P. Grimont, N. Miranda, I. Shurmer, A. O'Connell, R. Torres et M. Krassenburg (2016). « Sentinel-1 Mission Status ». *Proceedings of EUSAR 2016 : 11th European Conference on Synthetic Aperture Radar*, p. 1-6.
- Raquel, R. (2016). *Lecture notes CNES : Introduction à l'imagerie radar Physique de la mesure*. Available on http://userpages.irap.omp.eu/~ogodet/SIA_2016_Physique_mesure.pdf. accessed : 26.01.2022.
- Reichle, R., G. D. Lannoy, R. Koster, W. Crow et J. Kimball (2017). « SMAP L4 Global 3-Hourly 9 Km Surface and Rootzone Soil Moisture Analysis Update, Version 3 ». DOI : 10.5067/20ULJH6EZKFJ.
- Research, E. O. (2020). *Cloud Masks at Your Service*. <https://medium.com/sentinel-hub/cloud-masks-at-your-service-6e5b2cb2ce8a>. accessed : 22.04.2022.
- Sanchez, A. H., M. C. A. Picoli, G. Camara, P. R. Andrade, M. E. D. Chaves, S. Lechler, A. R. Soares, R. F. B. Marujo, R. E. O. Simões, K. R. Ferreira et et al. (2020). « Comparison of Cloud Cover Detection Algorithms on Sentinel-2 Images of the Amazon Tropical Forest ». *Remote Sensing* 12.8, p. 1284. DOI : 10.3390/rs12081284.
- Satalino, G., A. Balenzano, F. Mattia et M. W. J. Davidson (2014). « C-Band SAR Data for Mapping Crops Dominated by Surface or Volume Scattering ». *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 11.2, p. 384-388. DOI : 10.1109/LGRS.2013.2263034.
- Schmugge, T. J., T. J. Jackson et H. L. McKim (1980). « Survey of methods for soil moisture determination ». *Water Resources Research* 16.6, p. 961-979. DOI : <https://doi.org/10.1029/WR016i006p00961>.
- Seo, B.-C., S.-S. Kim et D.-Y. Lee (2014). « Target-Tracking System for Mobile Surveillance Robot Using CAMShift Image Processing Technique ». *Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers A* 38.2, p. 129-136. DOI : 10.3795/KSME-A.2014.38.2.129.
- Souberou, K. T., K. E. Agbossou et E. Ogouwale (2017). « Inventaire et caractérisation des bas-fonds dans le bassin versant de l'Oti au Bénin à l'aide des images Landsat et ASTER DEM ». *International Journal of Environment, Agriculture and Biotechnology* 2.4, p. 1601-1623. DOI : 10.22161/ijeab/2.4.20.
- Srivastava, H. (2010). « Monitoring of Soil Moisture Using Multi-Parametric Synthetic Aperture Radar (SAR) Data ». Thèse de doct.
- Tehrani, M. (2014). « Soil Moisture Estimation with Polarimetric SAR Data ». *University of Calgary, Calgary, AB*, p. 208. DOI : 10.11575/PRISM/27821.
- Tomiyasu, K. (1978). « Tutorial review of synthetic-aperture radar (SAR) with applications to imaging of the ocean surface ». *Proceedings of the IEEE* 66.5, p. 563-583. DOI : 10.1109/proc.1978.10961.
- Ulaby, F. (1974). « Radar measurement of soil moisture content ». *IEEE Transactions on Antennas and Propagation* 22.2, p. 257-265. DOI : 10.1109/TAP.1974.1140761.

- Ulaby, F. T., R. K. Moore et A. K. Fung (1982). *Microwave Remote Sensing : Active and Passive, Volume II*, Reading, Mass. : Addison-Wesley.
- Ulaby, F. T. (1986). *Microwave Remote Sensing : Active and Passive. Vol.3, From Theory to Applications*. Remote Sensing. Norwood, MA : Artech House.
- UNICEF et al. (2021). « The state of food security and nutrition in the world 2021 ».
- van Emmerik, T. (2017). *Water Stress Detection Using Radar*. Preprint. Thesis Commons. DOI : 10.31237/osf.io/943hr.
- Verburg, P. H., J. Van De Steeg, A. Veldkamp et L. Willemen (2009). « From land cover change to land function dynamics : a major challenge to improve land characterization ». *Journal of environmental management* 90.3, p. 1327-1335. DOI : 10.1016/j.jenvman.2008.08.005.
- Vereecken, H., J. Huisman, Y. Pachepsky, C. Montzka, J. van der Kruk, H. Bogen, L. Weihermüller, M. Herbst, G. Martinez et J. Vanderborght (2014). « On the Spatio-Temporal Dynamics of Soil Moisture at the Field Scale ». *Journal of Hydrology* 516, p. 76-96. DOI : 10.1016/j.jhydrol.2013.11.061.
- Wang, Z., T. Zhao, J. Qiu, X. Zhao, R. Li et S. Wang (2021). « Microwave-based vegetation descriptors in the parameterization of water cloud model at L-band for soil moisture retrieval over croplands ». *GIScience & Remote Sensing* 58.1, p. 48-67. DOI : 10.1080/15481603.2020.1857123.
- Wheeler, T. et J. Von Braun (2013). « Climate change impacts on global food security ». *Science* 341.6145, p. 508-513. DOI : 10.1126/science.1239402.
- Wormald, R. et A. Britch (1969). « Methods of Measuring Moisture Content Applicable to Building Materials ». *Building Science* 3.3, p. 135-145. DOI : 10.1016/0007-3628(69)90026-7.
- Wu, T.-D. et K.-S. Chen (2004). « A reappraisal of the validity of the IEM model for backscattering from rough surfaces ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42.4, p. 743-753. DOI : 10.1109/tgrs.2003.815405.
- Yang, J., J. Zhou, F.-M. Göttsche, Z. Long, J. Ma et R. Luo (2020). « Investigation and validation of algorithms for estimating land surface temperature from Sentinel-3 SLSTR data ». *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 91, p. 102136. DOI : 10.1016/j.jag.2020.102136.
- Zanaga, D., R. Van De Kerchove, W. De Keersmaecker, N. Souverijns, C. Brockmann, R. Quast, J. Wevers, A. Grosu, A. Paccini, S. Vergnaud, O. Cartus, M. Santoro, S. Fritz, I. Georgieva, M. Lesiv, S. Carter, M. Herold, L. Li, N.-E. Tsensbazar, F. Ramoino et O. Arino (2021). *ESA WorldCover 10 m 2020 v100*. Version v100. Zenodo. DOI : 10.5281/zenodo.5571936.
- Zupanc, A. (2017). *Improving cloud detection with machine learning*. <https://medium.com/sentinel-hub/improving-cloud-detection-with-machine-learning-c09dc5d7cf13>. accessed : 26.04.2022.

Annexes

Annexe A : Cartes de la zone d'étude

A.A Texture du sol



Auteur : Eloïse Cravau
Coordonnées géographiques : EPSG : 4326 - WGS 84

Source des données : Cravau et al., 2021

FIGURE A.1 – Texture et teneur en matière organique de l'horizon de surface

A.B Topographique

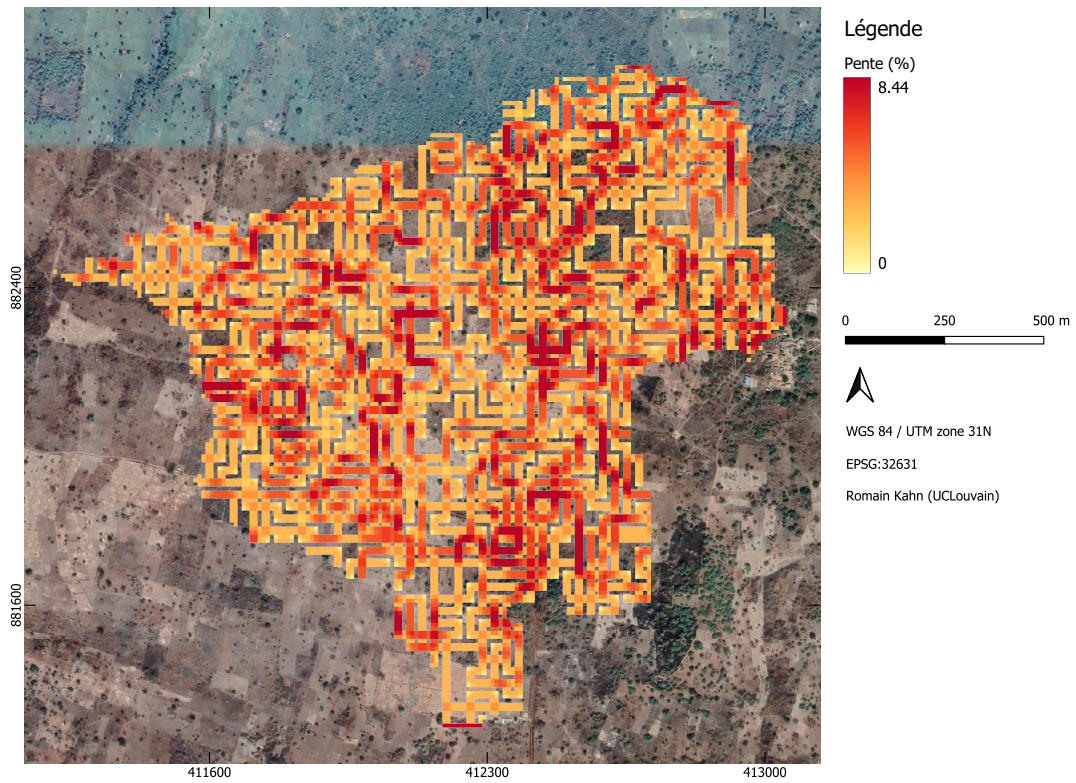


FIGURE A.2 – Pente topographique établie sur base du MNT

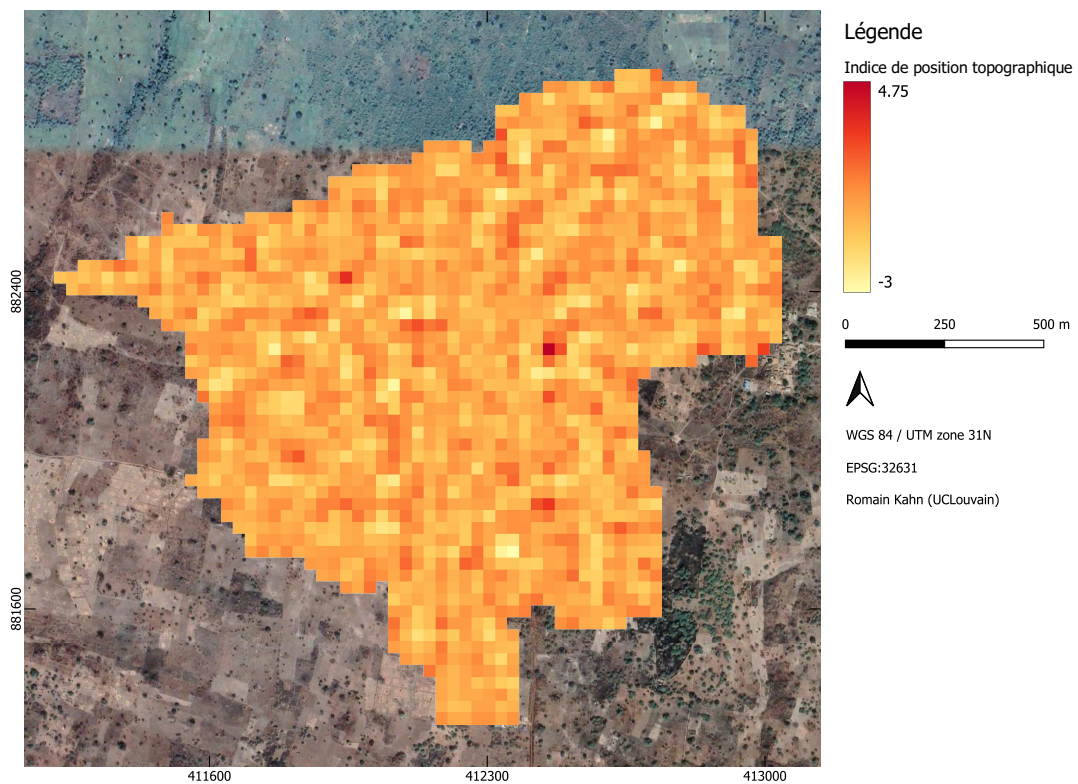


FIGURE A.3 – Indice de position topographique établi sur base du MNT

A.C Segmentation du bas-fond

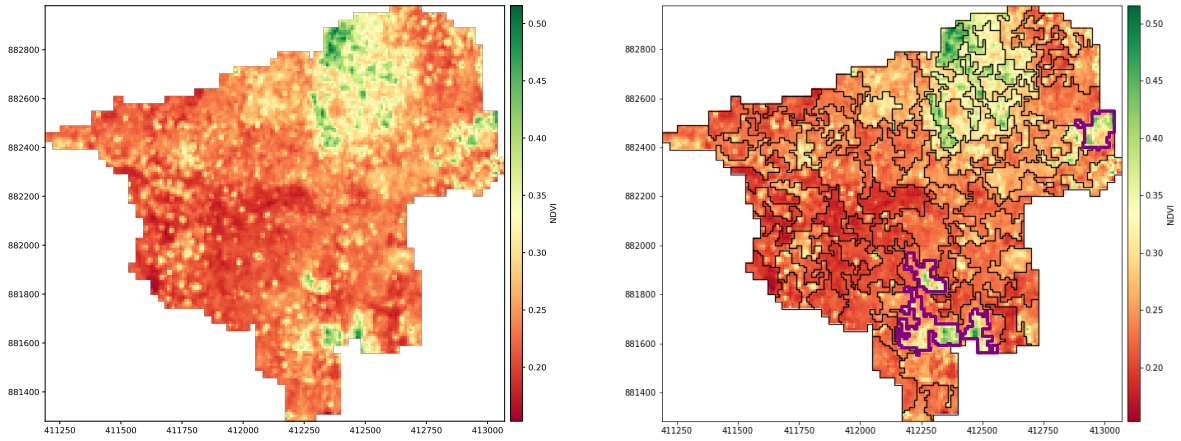


FIGURE A.4 – Segmentation avec orfeo toolbox sur base du NDVI médian sur la saison sèche (novembre-février) de 2019-2021

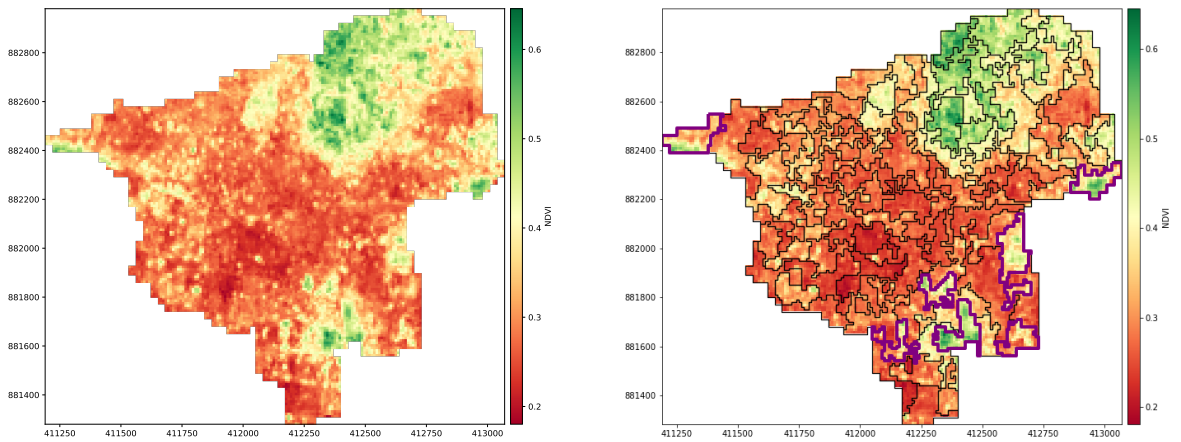


FIGURE A.5 – Segmentation avec orfeo toolbox sur base du NDVI médian sur la saison humide (mars-octobre) de 2019-2021

Annexe B : Acquisitions satellitaires

**Sentinel-1 Constellation Observation Scenario:
Repeat & Coverage Frequency**



validity start: 11/2021

Note: Seasonal campaigns not represented
Note: Wave mode systematically operated over open oceans not represented

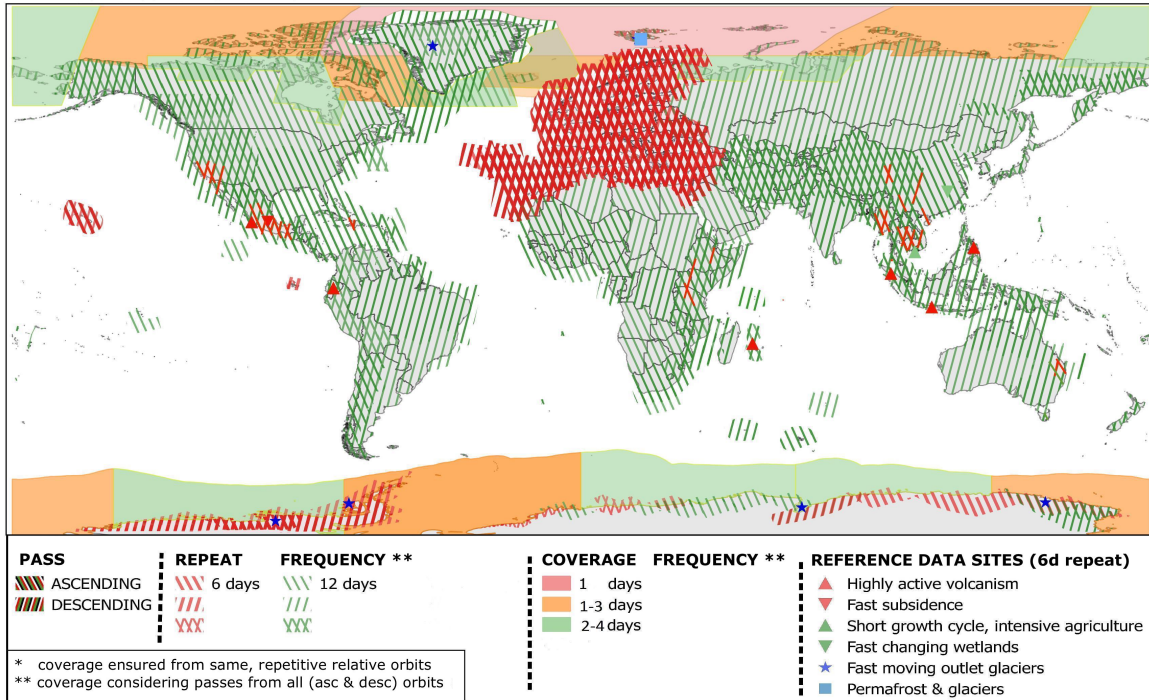


FIGURE B.1 – Fréquence de revisite et de couverture de Sentinel-1 ©ESA

**Sentinel-2 Constellation Observation Scenario:
Revisit Frequency**



Validity start: May 2021

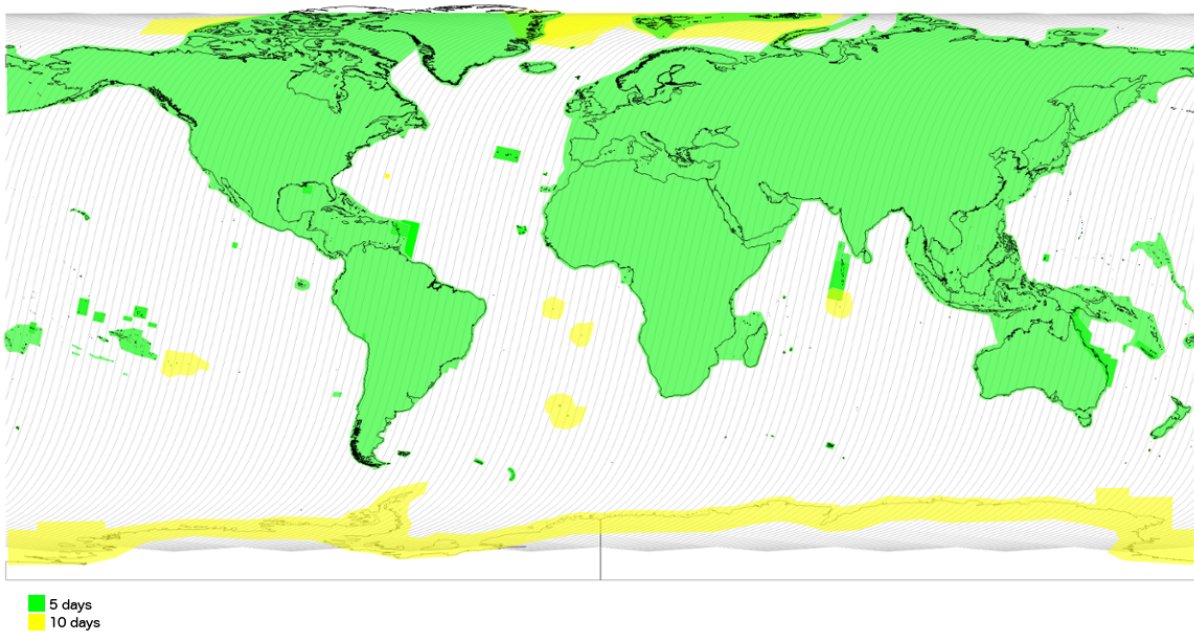


FIGURE B.2 – Fréquence de revisite et de couverture de Sentinel-2 ©ESA

Annexe C : Données de terrain d'humidité du sol

TABLE C.1 – Synthèse des données enregistrées par les sondes FDR et le pluviomètre. Les données sont agrégées à leur valeur moyenne mensuelle

Dates	Pluviométrie (mm)	Sonde A		Sonde B		Sonde C		Sonde D		Sonde E		Sonde F		Sonde G		Sonde H		Sonde I	
		10cm	20cm	10cm	20cm	10cm	20cm	10cm	20cm	10cm	20cm	10cm	20cm	10cm	20cm	10cm	20cm	10cm	20cm
juil-20	0.25		26.90		31.55		31.10		19.65		19.15			26.45		28.90			20.05
août-20	0.99		25.23		27.54	14.87	27.76		18.24		14.50			23.22	24.91	27.63			20.52
sept-20	3.05		22.37		22.07		19.86		14.09		11.45			20.75	23.13	26.58			19.83
oct-20	1.79		21.17		22.10		17.83		11.12		11.67			21.41	20.83	27.08			17.41
nov-20	0.00		14.46		14.23		8.25		7.12		7.00			9.39		15.02			11.56
déc-20	0.00		5.42		3.45		3.69		3.24		3.32			5.18		9.48			4.62
janv-21	0.00																		
févr-21	0.00		3.54		1.64		2.86		1.13		6.28		3.70		4.24		4.60		2.40
mars-21	0.39	4.20	4.74	9.47	4.48		5.33	7.23	5.06	7.06	7.97	7.86	3.43	6.12	4.29	7.48	7.18	10.62	6.97
avr-21	3.56	5.67	9.13	6.06	7.21		6.96	5.85	4.08	5.07	5.67	6.19	4.64	4.15	9.76	4.17	9.85	7.81	6.42
mai-21	7.05	10.33	15.97	10.88	15.57		11.37	5.73	3.91	5.69	7.40	9.31	10.58		16.50			11.86	7.40
juin-21	6.59	6.51	18.08	9.05	16.63		15.67	8.82	5.43	5.62	12.06	11.13	12.76		19.02			14.59	
juil-21	4.45		19.30	9.40	17.80		20.10	10.90	11.80		15.80	9.50			19.10			13.20	
août-21	5.54		30.83		36.55		28.16		29.14		25.51		25.16		29.45		30.40		
sept-21	4.27		33.10		40.56		27.30	17.38	29.66		32.45	11.93	29.11	6.18	29.48		34.25	13.64	
oct-21	1.85		25.87		26.10		19.88	13.21	23.84		19.14	10.51	19.58	3.90	21.97		19.28	7.34	
nov-21	0.07		18.93		20.83		10.68	11.21	13.92		10.20	7.63	13.40	3.18	14.36		16.66	4.96	
déc-21	0.00		11.06		12.83		9.29		9.80		5.38		8.61		13.16		9.99		
janv-22	0.00		11.24		9.20		8.26		6.75		8.25		10.34		10.31		9.02		
févr-22	0.00		6.72		6.26		5.12		4.76		5.03		6.34		7.46		5.85		
mars-22	0.79		7.14		9.71		5.18		10.08		9.35		5.31		12.90		7.08		

Annexe D : Résultats complémentaires

D.A Résultats des estimations agrégées à différentes zones tampons

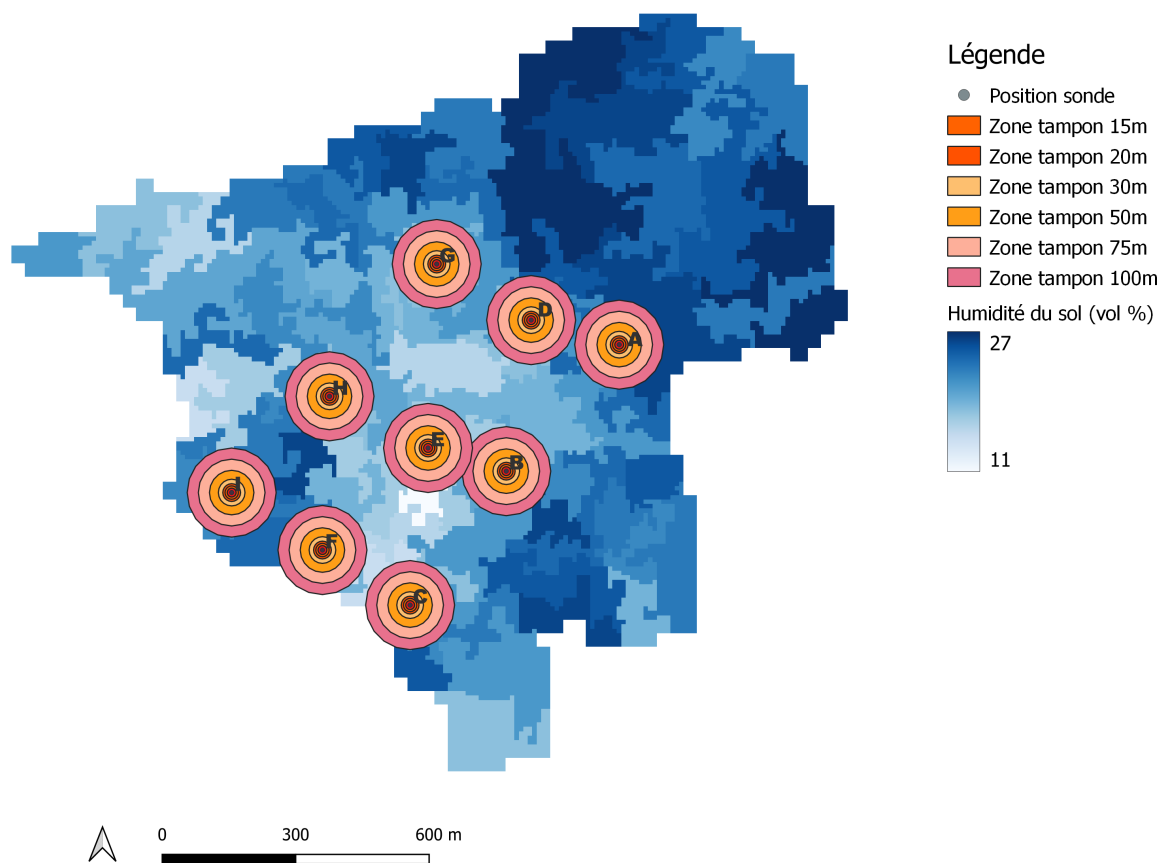


FIGURE D.1 – Six différentes zones tampons circulaires, centrées sur les sites d'échantillonnage. Exemple avec la cartographie de l'humidité du sol pour 08-2020

X

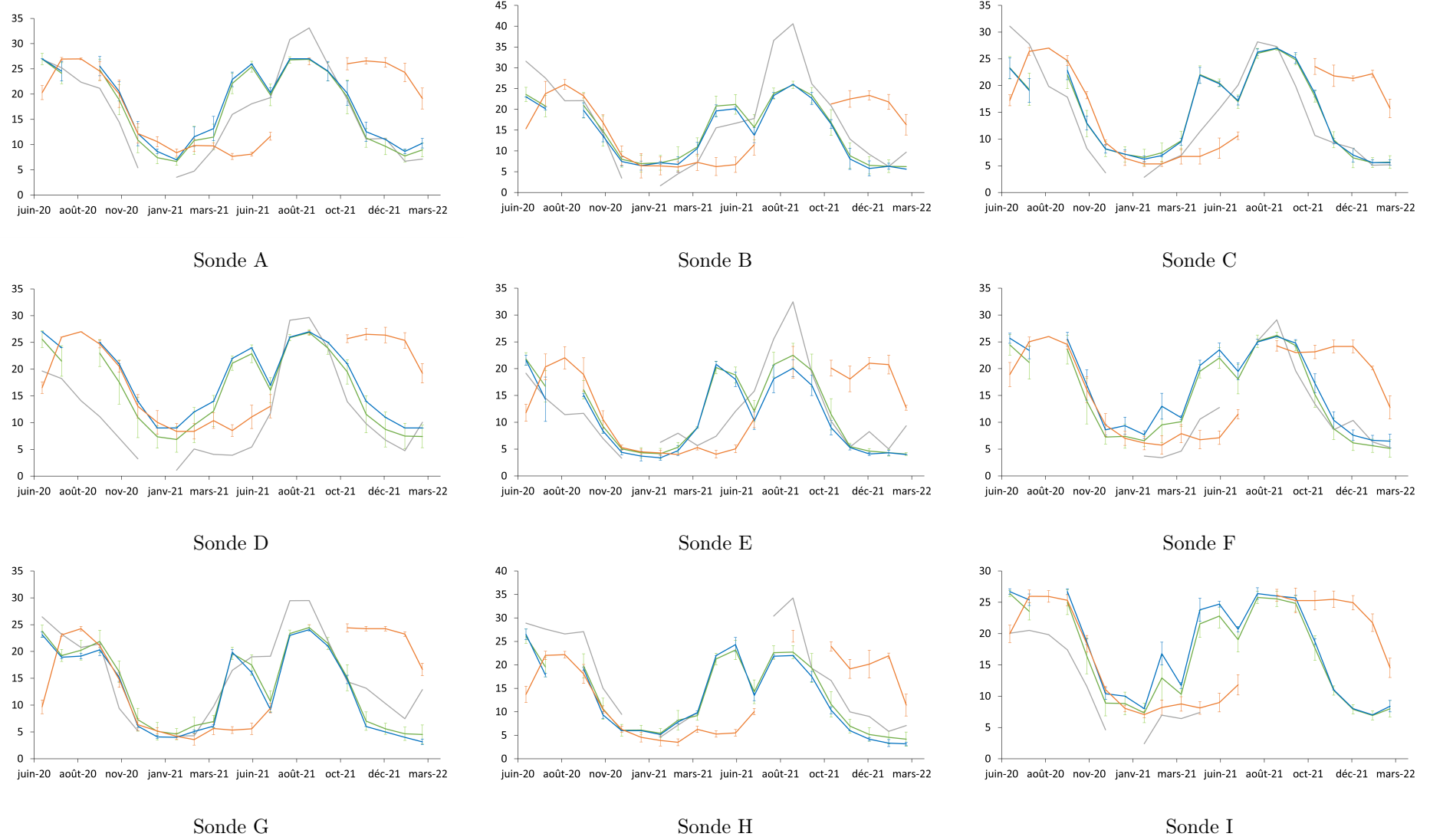


FIGURE D.2 – Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l’humidité du sol (vol.%) des observations in situ moyennes à 20 cm (en gris) et des estimations par télédétection agrégée à 15 m (en bleu), à 30 m (en vert) et 50 m (en orange). Les intervalles représentent l’écart type spatial des estimations au sein d’une même zone d’agrégation.

TABLE D.1 – Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 15 mètres.

Sondes	Estimation & 10 cm			Estimation & 20 cm		
	R^2	MAE	Indice	R^2	MAE	Indice
A	0.45	11.73	7.60	0.85	4.49	2.95
B	0.18	6.29	4.62	0.82	5.79	6.05
C	-	4.22	1.99	0.73	4.70	3.90
D	0.44	10.21	4.95	0.49	8.01	15.49
E	0.24	8.44	4.92	0.50	4.39	3.84
F	0.91	10.62	5.13	0.68	4.87	6.14
G	0.00	9.94	11.10	0.75	3.90	4.76
H	0.86	7.58	3.14	0.90	5.96	5.55
I	0.21	10.51	6.14	0.76	9.07	18.07

TABLE D.2 – Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 20 mètres.

Sondes	Estimation & 10 cm			Estimation & 20 cm		
	R^2	MAE	Indice	R^2	MAE	Indice
A	0.45	11.73	7.60	0.85	4.49	2.95
B	0.18	6.29	4.62	0.82	5.79	6.05
C	-	4.22	1.99	0.73	4.70	3.90
D	0.44	10.21	4.95	0.49	8.01	15.49
E	0.24	8.44	4.92	0.50	4.39	3.84
F	0.91	10.62	5.13	0.68	4.87	6.14
G	0.00	9.94	11.10	0.75	3.90	4.76
H	0.86	7.58	3.14	0.90	5.96	5.55
I	0.21	10.51	6.14	0.76	9.07	18.07

TABLE D.3 – Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 30 mètres.

Sondes	Estimation & 10 cm			Estimation & 20 cm		
	R^2	MAE	Indice	R^2	MAE	Indice
A	0.46	11.93	7.70	0.84	4.59	3.03
B	0.19	6.45	4.78	0.82	5.72	6.03
C	-	4.28	2.02	0.74	4.63	3.73
D	0.44	10.21	4.95	0.49	8.01	15.49
E	0.23	8.35	4.80	0.56	4.18	3.81
F	0.91	10.18	4.87	0.69	4.53	5.49
G	0.00	9.91	11.07	0.75	3.85	4.74
H	0.87	7.50	3.11	0.90	5.88	5.51
I	0.20	10.34	6.05	0.77	8.87	17.74

TABLE D.4 – Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 50 mètres.

Sondes	Estimation & 10 cm			Estimation & 20 cm		
	R^2	MAE	Indice	R^2	MAE	Indice
A	0.74	3.49	2.01	0.21	9.79	10.12
B	0.00	2.73	2.06	0.24	9.63	10.82
C	-	11.51	5.45	0.23	9.17	24.21
D	0.74	6.26	3.10	0.32	11.13	15.47
E	0.57	1.37	1.34	0.12	8.44	9.47
F	0.13	6.58	3.10	0.32	8.55	10.70
G	0.04	9.60	10.78	0.13	8.85	10.99
H	0.94	2.53	0.96	0.33	9.16	14.73
I	0.15	8.11	5.03	0.88	4.17	6.21

TABLE D.5 – Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 75 mètres.

Sondes	Estimation & 10 cm			Estimation & 20 cm		
	R^2	MAE	Indice	R^2	MAE	Indice
A	0.85	16.03	8.89	0.03	10.59	7.09
B	0.28	12.76	7.65	0.02	11.81	10.69
C	-	7.39	3.49	0.00	9.64	10.83
D	0.54	11.21	6.11	0.02	10.14	18.68
E	0.25	12.46	11.38	0.03	8.49	5.65
F	0.27	10.25	5.13	0.40	12.27	13.68
G	0.13	7.96	4.94	0.00	8.21	19.66
H	0.45	13.65	5.28	0.07	12.39	12.34
I	0.13	10.09	4.87	0.01	9.89	22.81

TABLE D.6 – Évolution temporelle (01-2019 à 03-2022) de l'humidité du sol des observations in situ moyennes avec les estimations par télédétection agrégé à 100 mètres.

Sondes	Estimation & 10 cm			Estimation & 20 cm		
	R^2	MAE	Indice	R^2	MAE	Indice
A	0.43	10.79	7.11	0.86	3.98	2.56
B	0.24	6.91	5.33	0.81	5.61	5.83
C	-	4.43	2.09	0.74	4.73	4.37
D	0.45	8.97	4.31	0.54	6.57	12.18
E	0.22	8.35	4.72	0.59	4.11	3.87
F	0.87	8.85	4.11	0.75	3.64	3.62
G	0.00	10.13	11.38	0.76	3.45	4.86
H	0.93	7.05	2.94	0.92	5.33	5.10
I	0.15	8.83	5.22	0.80	7.48	15.38

D.B Approche employée pour étudier la corrélation sur le site d'étude

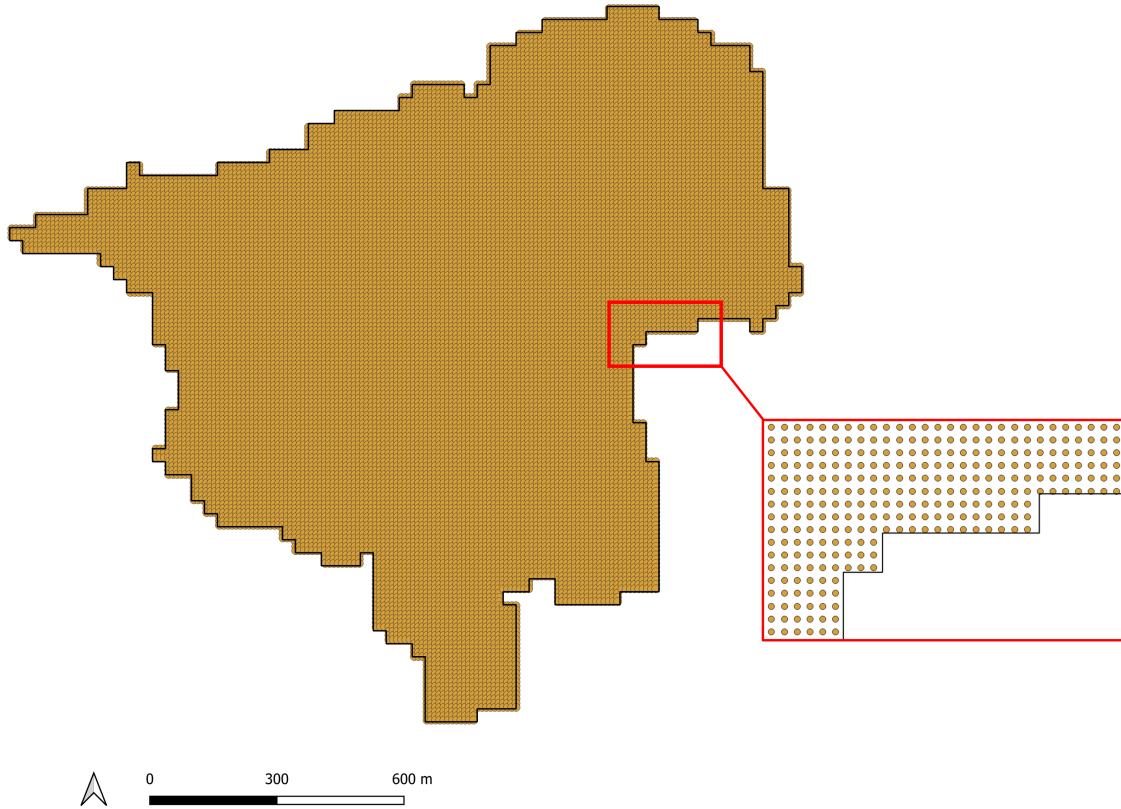


FIGURE D.3 – Méthodologie permettant d'établir une relation avec des co-variables. Chaque point (16 154 au total) représente un site de ré-échantillonnage à 10 mètres. de résolution.

D.C Diagramme de corrélation

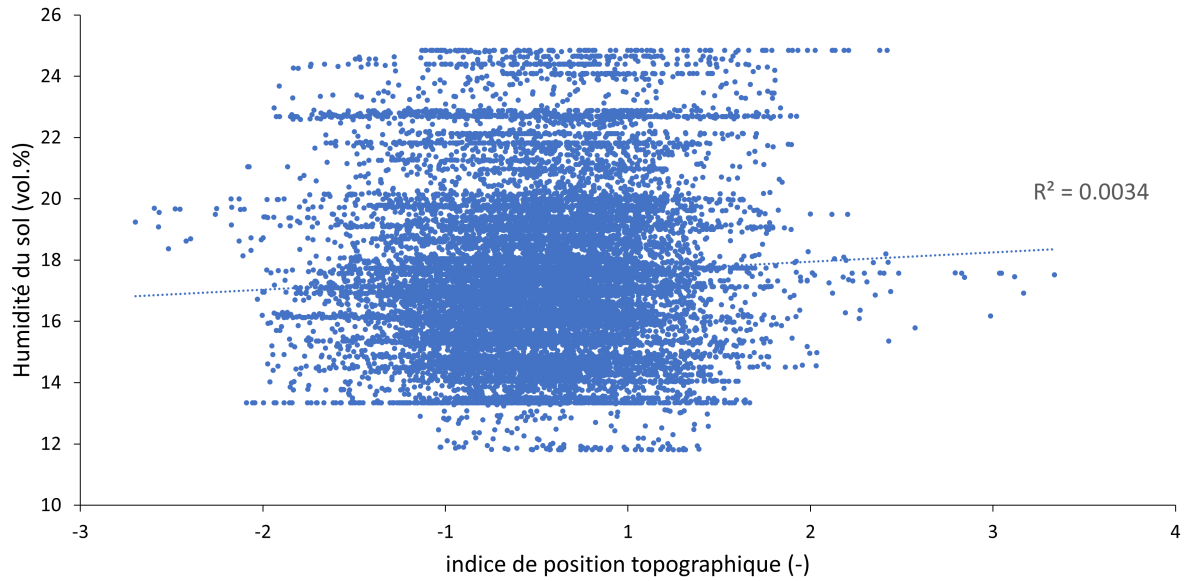


FIGURE D.4 – Diagramme de corrélation entre l'humidité du sol et l'indice de position topographique

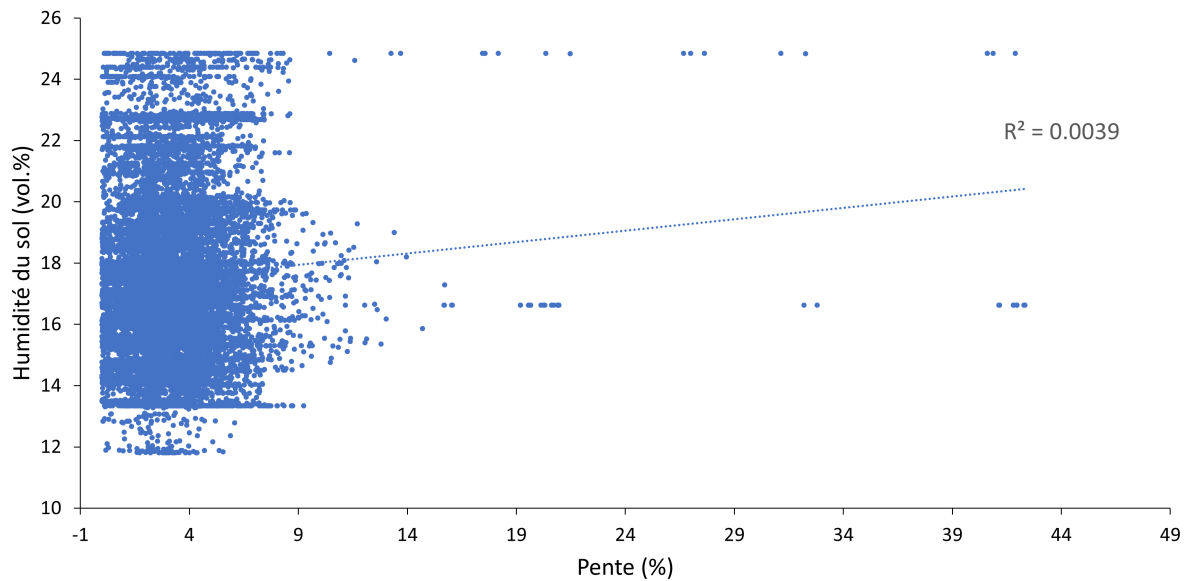


FIGURE D.5 – Diagramme de corrélation entre l'humidité du sol et la pente

Annexe E : Photo du terrain

E.A Aménagement dans le bas fond



FIGURE E.1 – Aménagement sommaire dans le bas-fond (déversoir en béton après endommagement par une forte pluie)

E.B Accident mission de terrain

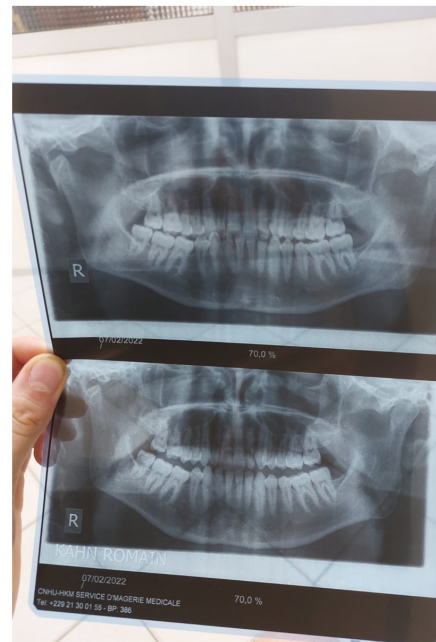


FIGURE E.2 – Mission de terrain en février 2022, interrompue pour des raisons médicales, *i.e.* fracture intracapsulaire condylienne droite ©Romain Kahn

Annexe F : Codes

F.A Traitements et extractions des données par Google Earth Engine

F.A.1 Sentinel-1

```
1 // Define time period, polarisation and orbit direction
2 var startDate = '2019-01-01'
3 var endDate = '2022-03-31'
4 var instrument = 'IW'
5
6 // Select S1 IW images in area of interest and time period
7 var s1_filter = ee.ImageCollection("COPERNICUS/S1_GRD_FLOAT")
8     .filter(ee.Filter.eq('instrumentMode', instrument))
9     .filterDate(startDate, endDate)
10    .filterBounds(roi)
11 print(s1_filter, 'ImageCollection')
12
13 // Select VV or Incidence Angle
14 var VV = s1_filter.select("VV")
15 print("selection", VV)
16
17 // List of months
18 var months = ee.List.sequence(1, 12)
19 print("Months : ", months)
20
21 // List of years
22 var years = ee.List.sequence(2019, 2022)
23 print("Years : ", years)
24
25 // Use .map() to compute monthly composite and clip them to the ROI
26 var monthly_mean = ee.ImageCollection.fromImages(
27   years.map(function (y) {
28     return months.map(function (m) {
29       return VV
30     })
31   })
32   .filter(ee.Filter.calendarRange(y, y, 'year'))
```

```

31         .filter(ee.Filter.calendarRange(m, m, 'month'))
32         .reduce(ee.Reducer.mean())
33         .set('year',y)
34         .set('month',m);
35     });
36 }
37 .flatten()
38 .map(function(image){return image.clip(roi)})
39 print("monthly_mean :", monthly_mean)
40
41 var batch = require('users/fitoprincipe/geetools:batch');
42 // Export.image.toDrive is a client-side function, and you cannot call it
43 // from a server-side function. This is a function to export all images
44 // from an ImageCollection to the Drive cloud.
45
46 batch.Download.ImageCollection.toDrive(monthly_mean, 'VV', {
47     name: 'VV_monthly_mean_{system:index}',
48     crs: 'EPSG:32631',
49     type: 'float',
50     scale: 10,
51     folder: 'VV',
52     region: roi
53 });

```

F.A.2 Sentinel-2

```

1 // Define variables (e.g. time period)
2 var START_DATE = '2019-01-01'
3 var END_DATE = '2022-03-31'
4 var CLOUD_FILTER = 65
5 var CLD_PRB_THRESH = 65
6 var NIR_DRK_THRESH = 0.15
7 var CLD_PRJ_DIST = 1
8 var BUFFER = 50
9 //The justification for the choice of values is given in the following
10 // article: https://medium.com/google-earth/more-accurate-and-flexible-cloud-masking-for-sentinel-2-images-766897a9ba5f
11
12 function get_s2_sr_cld_col(aoi, start_date, end_date){
13     // Import and filter S2
14     var s2_sr_col = (ee.ImageCollection('COPERNICUS/S2_SR')
15         .filterBounds(aoi)
16         .filterDate(start_date, end_date)
17         .filter(ee.Filter.lte('CLOUDY_PIXEL_PERCENTAGE', CLOUD_FILTER)))

```

```

18 // Import and filter s2cloudless.
19 var s2_cloudless_col = (ee.ImageCollection('COPERNICUS/
20     S2_CLOUD_PROBABILITY')
21     .filterBounds(aoi)
22     .filterDate(start_date, end_date))
23
24 // Join the filtered s2cloudless collection to the SR collection by the
25 // 'system:index' property.
26 return ee.ImageCollection(ee.Join.saveFirst('s2cloudless').apply({
27     'primary': s2_sr_col,
28     'secondary': s2_cloudless_col,
29     'condition': ee.Filter.equals({
30         'leftField': 'system:index',
31         'rightField': 'system:index'
32     })
33 })))
34
35 var s2_sr_cld_col_eval = get_s2_sr_cld_col(AOI, START_DATE, END_DATE)
36 print(s2_sr_cld_col_eval)
37
38 // CLOUD COMPONENTS
39 // Define a function to add the s2cloudless probability layer and derived
40 // cloud mask as bands to an S2 SR image input.
41 function add_cloud_bands(img){
42     // Get s2cloudless image, subset the probability band.
43     var cld_prb = ee.Image(img.get('s2cloudless')).select('probability')
44     // Condition s2cloudless by the probability threshold value.
45     var is_cloud = cld_prb.gt(CLD_PRB_THRESH).rename('clouds')
46     // Add the cloud probability layer and cloud mask as image bands.
47     return img.addBands(ee.Image([cld_prb, is_cloud]))
48 }
49
50 //Mosaic the Image Collection (composites)
51 var composite = s2_sr_cld_col_eval.mosaic()
52
53 // Function NDVI
54 var addNDVI = function(image) {
55     var ndvi = image.normalizedDifference(['B8', 'B4']).rename('NDVI');
56     return image.addBands(ndvi);
57 }
58
59 // List of months
60 var months = ee.List.sequence(1, 12)
61 print("Months : ", months)
62
63 // List of years

```

```

62 var years = ee.List.sequence(2019, 2022)
63 print("Years : ",years)
64
65 var monthly_median = ee.ImageCollection.fromImages(
66   years.map(function (y) {
67     return months.map(function (m) {
68       return s2_sr_cld_col_eval
69         .filter(ee.Filter.calendarRange(y, y, 'year'))
70         .filter(ee.Filter.calendarRange(m, m, 'month'))
71         .map(addNDVI) // Compute NDVI
72         .median()
73         .select('NDVI')
74         .set('year',y)
75         .set('month',m);
76     });
77   })
78   .flatten())
79 print('monthly median',monthly_median)
80
81 var batch = require('users/fitoprincipe/geetools:batch');
82
83 batch.Download.ImageCollection.toDrive(monthly_median, 'NDVI', {
84   name: 'NDVI_monthly_median_{system:index}',
85   crs: 'EPSG:32631',
86   type: 'float',
87   scale: 10,
88   folder: 'VV',
89   region: AOI
90 });

```

F.A.3 SMAP

```

1 // Import SMAP Soil Moisture Data
2 var SM = ee.ImageCollection("NASA_USDA/HSL/SMAP10KM_soil_moisture")
3 print (SM, 'collection')
4
5 // Filter the image collection for date and surface soil moisture band
6 var filteredSM = SM.filter(ee.Filter.date('2019-01-01', '2022-03-31')).
   select('smp')
7 .filterBounds(roi)
8 print(filteredSM)
9
10 var igbPalette = ['aec3d4', '152106', '225129', '369b47', '30eb5b',
11 '387242', '6a2325', 'c3aa69', 'b76031', 'd9903d', '91af40', '111149',
12 'cdb33b', 'cc0013', '33280d', 'd7cdcc', 'f7e084', '6f6f6f'];

```

```
13 var Vis = {min: 0, max: 1, palette: igbPalette}
14
15 Map.addLayer(filteredSM.first(), Vis, 'SM')
16
17 // Displaying soil moisture time series for single pixel
18 var image = filteredSM.toBands()
19 Map.addLayer(image, roi, 'SM_timeseries')
20
21 // Create and print the chart
22 print(ui.Chart.image.series(filteredSM, roi));
23
24 Export.image.toDrive({
25   image: image,
26   description: 'SMAP',
27   scale: 10,
28   crs: 'EPSG:32631',
29   maxPixels: 1e13,
30   region: roi
31 });
```

Suivi de l'humidité de surface des sols par télédétection micro-onde et optique dans le bas-fond d'Itchedjiro, Bénin

Romain Kahn

Au Bénin, l'agriculture pluviale est menacée par les changements climatiques qui engendrent une augmentation des vagues de sécheresse. Dans cet environnement marqué par la variabilité climatique, les bas-fonds constituent des surfaces agricoles de très grand intérêt, mais encore sous-exploités.

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre du projet BANFONBE dont l'objectif est d'apporter un appui technique et scientifique pour la gestion intégrée des eaux dans les bas-fonds au Bénin. Le but est d'assurer, à terme, une sécurité alimentaire et de renforcer l'autonomie des paysans en augmentant la productivité agricole.

L'objectif général du mémoire est d'implémenter une méthodologie innovante basée sur de la télédétection permettant de générer de l'information à haute résolution spatio-temporelle de l'humidité de surface des sols. Pour ce faire, la démarche s'appuie sur la synergie des images Sentinel-1 et Sentinel-2. L'approche proposée est basée sur l'inversion du Water Cloud Model, en utilisant des données radar enregistrées en polarisation VV et des données NDVI dérivées d'images optiques. Des informations à haute résolution temporelle, collectées à l'aide des capteurs in situ (humidimètre, pluviomètres) sont utilisés pour valider les informations déduites par télédétection. Des résultats cohérents sont obtenus avec les mesures in situ à 20 cm de profondeur ($R^2 = 0,71$ et MAE = 6% vol). Les résultats sont encourageants, mais l'évaluation de la méthode sur d'autres sites d'étude et avec des données de terrain calibrées est souhaitée. Parallèlement, les teneurs en eau du sol estimées par Sentinel-1&2 sont comparées aux produits SMAP. La haute résolution temporelle des données SMAP permet de détecter les fines variations de l'état hydrique des sols, mettant en évidence leur pertinence et intérêt. Néanmoins, leur résolution spatiale n'est pas suffisante que pour apprécier la variabilité présente au sein même du bas-fond.

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN

Faculté des bioingénieurs

Croix du Sud, 2bte L7.05.01, 1348 Louvain-La-Neuve, Belgique | www.uclouvain.be/agro