

Faculté des bioingénieurs

Estimation des propriétés hydrauliques des sols par une approche croisant les données de télédétection et de terrain

Cas du bas-fond de Boko (Borgou, Bénin)

Auteur :	Jeremi Borzyk
Promoteur :	Pr. Marnik Vanclooster (UCLouvain)
Co-promoteur :	Pr. Irenikatche Akponikpe (Université de Parakou)
Lecteurs :	Pr. Mathieu Javaux (UCLouvain) Dr. Julien Radoux (UCLouvain)

Année académique 2025-2026

Mémoire de fin d'études présenté en vue de l'obtention du diplôme de Bioingénieur en sciences et technologies de l'environnement, à finalité spécialisée

A. Remerciements

Je souhaite exprimer ma profonde gratitude envers toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire, marquant l'aboutissement de ma formation de bioingénieur en sciences et technologies de l'environnement. Leur soutien, qu'il ait été moral, intellectuel ou pratique, a été essentiel tout au long de ce travail.

Je tiens tout d'abord à remercier chaleureusement mon promoteur, le Professeur Marnik Vanclooster, pour m'avoir offert l'opportunité de réaliser ce travail et une mission de terrain au Bénin, ainsi que pour sa disponibilité lors des réunions hebdomadaires et son accompagnement tout au long de la rédaction.

Je remercie la Dr. Alice Alonso pour son aide lors de nos réunions individuelles, et le Pr. Irénikatché Akponikpe pour son accueil au sein de l'Université de Parakou.

Je remercie également les membres du jury, le Pr. Mathieu Javaux et le Dr. Julien Radoux, pour avoir accepté de faire partie de ce jury et pour le temps consacré à la lecture de mon mémoire.

Ma reconnaissance va aussi à Hyacinthe et Ganiou pour leur aide précieuse lors de la collecte des données sur le terrain, ainsi qu'à l'équipe du Hall GERU, en particulier Sébastien François et Jérôme de Parron, pour la mise à disposition du matériel et leur soutien lors des analyses en laboratoire.

Je tiens enfin à souligner que cette mission n'aurait pas pu aboutir sans le soutien financier du groupe ABV-Development et de la bourse octroyée par l'Académie de Recherche et d'Enseignement Supérieur (ARES), que je remercie très sincèrement.

Pour terminer, j'adresse mes plus profonds remerciements à ma famille, ma compagne et mes amis pour leur présence, leurs encouragements et leur soutien constant, tant au cours de ces années d'études que durant la réalisation de ce mémoire.

B. Table des matières

A. Remerciements	I
B. Table des matières.....	II
C. Table des figures	V
D. Liste des tableaux	VII
E. Liste des acronymes et des abréviations	VIII
F. Liste des symboles.....	VIII
G. Récapitulatif des contributions	IX
1. Introduction	1
2. Revue bibliographique	4
2.1 Modélisation et caractérisation des propriétés hydrauliques du sol par méthodes classiques.....	4
2.1.1 Détermination de la courbe de rétention en eau	4
2.1.2 Détermination de la conductivité hydraulique	5
2.2 Estimation des propriétés hydrauliques à l'aide des fonctions de pédotransfert.....	6
2.3 Estimation de la teneur en eau du sol par télédétection	6
2.3.1 Principes généraux de la télédétection	6
2.3.2 Rayonnement électromagnétique et spectre d'observation	7
2.3.3 Capteurs passifs et capteurs actifs	8
2.3.4 Spécificités du radar à synthèse d'ouverture (SAR)	9
2.3.5 Historique de l'estimation de la teneur en eau	10
2.3.6 Méthodes principales d'estimation en micro-onde	11
2.4 Modélisation inverse	15
3. Contexte de l'étude.....	16
3.1 Le département de Borgou	16
3.2 Le bas-fond de Boko	18
4. Matériel et méthodes	21
4.1 Méthodologie générale.....	21
4.2 Echantillonnage	22
4.3 Détermination des propriétés texturales du sol	25
4.3.1 Analyses granulométriques en laboratoire	25
4.3.2 Densité apparente en laboratoire	25
4.3.3 Estimation à partir de bases de données	26

4.4 Estimation de la teneur en eau.....	26
4.4.1 Choix de la méthode d'estimation.....	26
4.4.2 Acquisition des données satellitaires.....	27
4.4.3 Modèle d'estimation de la teneur en eau.....	28
4.4.4 Inversion du modèle : réseau de neurones artificiels	29
4.5 Détermination de la série temporelle du flux hydrique.....	30
4.5.1 Détermination de la précipitation.....	30
4.5.2 Détermination de l'évapotranspiration.....	30
4.5.3 Combinaison des deux flux.....	30
4.6 Détermination de la conductivité à saturation <i>in situ</i>	31
4.6.1 Principe de fonctionnement.....	31
4.6.2 Interprétation des mesures d'infiltration	32
4.7 Détermination de la conductivité à saturation en laboratoire.....	34
4.8 Fonction de pédotransfert.....	35
4.8.1 Estimation des propriétés hydriques	35
4.8.2 Estimation de la conductivité hydraulique à saturation.....	36
4.9 Principe de la modélisation inverse.....	37
5. Résultats et discussions	38
5.1 Propriétés physico-chimiques du sol.....	38
5.2 Estimation des paramètres hydriques du sol par PTF	40
5.3 Variabilité temporelle du flux hydrique.....	41
5.4 Suivi de l'humidité du sol par télédétection.....	42
5.5 Détermination de la conductivité à saturation.....	42
5.5.1 Infiltromètre à minidisque.....	42
5.5.2 Laboratoire	45
5.5.3 Fonction de pédotransfert.....	46
5.5.4 Modélisation inverse	48
5.5.5 Performance de la modélisation inverse.....	52
5.6 Limites et perspectives.....	54
5.6.1 Limites de l'étude.....	54
5.6.2 Perspectives.....	55
6. Conclusion.....	56
7. Bibliographie.....	58

8. Annexes	70
Annexe A : Équations des fonctions de pédotransfert.....	70
Annexe B : Propriétés texturales des sols	72
Annexe C : Paramètres de van Genuchten estimés via PTF	73
Annexe D : Données climatiques (2021 – 2025)	74
Annexe E : Évolution de la teneur en eau du sol aux douze points d'échantillonnage estimée par la méthode d'El Hajj et al. (2017).....	75
Annexe F : Résultats de Ksat et du paramètre α de Gardner obtenus par mesure <i>in situ</i> avec l'infiltromètre à minidisque.....	75
Annexe G : Valeurs de Ksat estimées par les PTF	76
Annexe H : Paramètres hydrauliques optimisés par modélisation inverse	77

C. Table des figures

Figure 1 : Schéma illustrant la répartition du rayonnement électromagnétique en différentes gammes de longueurs d'onde (Bonnet et al., 2011).	7
Figure 2 : Localisation du bassin versant de l'Okpara.	16
Figure 3 : Diagramme ombrothermique de la commune de Parakou (Climate-Data, 1991). ..	17
Figure 4 : Altitude du bas-fond de Boko.	18
Figure 5 : Types de sol du bas-fond de Boko.	19
Figure 6 : Occupation du sol du bas-fond de Boko.	20
Figure 7 : Schéma de la méthodologie appliquée.	22
Figure 8 : Points d'échantillonnage dans le bas-fond de Boko.	23
Figure 9 : Infiltromètre à minidisque METER Group (s.d.-a).	31
Figure 10 : Dispositif du Ksat METER (METER Group™, 2023).	34
Figure 11 : Comparaison de la texture (argile, limon, sable) et de la densité apparente (ρ_b) entre iSDAsoil, SoilGrids et les mesures de laboratoire.	38
Figure 12 : Classification texturale USDA des sols du bas-fond de Boko selon trois sources de données : SoilGrids (●), iSDAsoil (▲), et mesures de laboratoire (■).	39
Figure 13 : Courbes de rétention en eau moyennes des douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko estimées par quatre PTF (Rosetta (2001), Weynants et al. (2009), Rawls & Brakensiek (1985) et Vereecken et al. (1989)) pour trois sources de données pédologiques (iSDAsoil, SoilGrids et laboratoire).	40
Figure 14 : Flux hydrique journalier moyen des douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko en 2024 et 2025.	41
Figure 15 : Évolution temporelle de la teneur en eau volumétrique moyenne des douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko sur la période 2021-2025.	42
Figure 16 : Infiltration cumulée en fonction de la racine carrée du temps au point M4_P1. A - Succion de -2 cm. B - Succion de -4 cm.	43
Figure 17 : Conductivité hydraulique à saturation mesurée par infiltromètre à minidisque pour les douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko. L'écart-type (σ) représente la variabilité spatiale locale au point d'échantillonnage.	43
Figure 18 : Courbe de conductivité hydraulique moyenne des sols du bas-fond de Boko selon le modèle de Gardner (1958).	44
Figure 19 : Conductivité hydraulique à saturation mesurée au laboratoire avec le Ksat METER pour les six points d'échantillonnage du bas-fond de Boko, distinguant les trois échantillons par point (P1, P2, P3). L'écart-type représente l'incertitude instrumentale.	45
Figure 20 : Conductivité hydraulique à saturation moyenne des douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko, estimée par treize PTF pour trois sources de données pédologiques (iSDAsoil, SoilGrids et données de laboratoire). L'écart-type représente la variabilité spatiale entre les douze points.	46
Figure 21 : Évolution de la teneur en eau du sol estimée par télédétection et périodes utilisées comme données d'entrée pour la modélisation inverse.	48
Figure 22 : Conductivité hydraulique à saturation estimée par modélisation inverse et par quatre PTF pour trois sources de données pédologiques.	48

Figure 23 : Paramètre α de l'équation de rétention de van Genuchten estimé par modélisation inverse et par quatre PTF selon trois sources de données pédologiques.....	50
Figure 24 : Validation des simulations HYDRUS-1D par comparaison avec les teneurs en eau observées par la méthode d'El Hajj et al. (2017) dans le bas-fond de Boko en utilisant les paramètres de van Genuchten issus de la PTF de Vereecken et al. (1989) avec données texturales de laboratoire. A. Série temporelle 2021-2025. B. Corrélation observé vs simulé.....	52
Figure 25 : Réduction du RMSE obtenue par la modélisation inverse par rapport à la simulation directe utilisant les paramètres Ksat et α issus des PTF sans modélisation.	53
Figure 26 : Comparaison des courbes de rétention en eau obtenues par la PTF de Vereecken et al. (1989) avec la formulation originale et la formulation ajustée de van Genuchten.	73
Figure 27 : Précipitations journalières moyennes estimées par CHIRPS (2021-2025).	74
Figure 28 : Evapotranspiration journalière moyenne estimée par MODIS (2021-2025).....	74
Figure 29 : Évolution de la teneur en eau du sol aux douze points d'échantillonnage estimée par la méthode d'El Hajj et al. (2017).	75

D. Liste des tableaux

Tableau 1: Modèles utilisés pour déterminer la courbe de rétention en eau	4
Tableau 2 : Modèles utilisées pour déterminer la courbe de conductivité hydraulique	5
Tableau 3 : Différents types de bandes (Soudani, 2005)	9
Tableau 4 : Récapitulatif des échantillons prélevés sur le terrain, en février 2026	24
Tableau 5 : Plage de valeurs des paramètres utilisées pour le calibrage du réseau de neurones (El Hajj et al., 2017)	29
Tableau 6 : Paramètres de van Genuchten et facteur A selon la texture du sol (METER Group™, s.d-a).	33
Tableau 7 : Comparaison du pH H ₂ O et de la matière organique entre les trois sources de données	40
Tableau 8 : Indicateurs statistiques de performance pour les douze combinaisons testées dans la validation des simulations HYDRUS-1D par comparaison avec les observations d'El Hajj et al. (2017)	52
Tableau 9 : Equation des PTF pour l'estimation des paramètres de rétention en eau (modèle de van Genuchten)	70
Tableau 10 : Équations des PTF pour l'estimation de K _{sat}	71
Tableau 11 : Propriétés texturales estimées par SoilGrids	72
Tableau 12 : Propriétés texturales estimées par iSDAsoil	72
Tableau 13 : Propriétés texturales mesurées en laboratoire (CPAR)	73
Tableau 14 : Paramètres de van Genuchten pour quatre PTF selon trois sources de données .	73
Tableau 15 : Conductivité hydraulique à saturation mesurée par infiltromètre à minidisque ..	75
Tableau 16 : Paramètre α de Gardner déterminé par infiltromètre à minidisque	76
Tableau 17 : Conductivité hydraulique à saturation (cm/j) estimée par treize PTF pour trois sources de données pédologiques (moyenne $\pm$ écart-type spatial)	76
Tableau 18 : Conductivité hydraulique à saturation (cm/j) optimisée par modélisation inverse pour quatre PTF et trois sources de données pédologiques, par année et en moyenne sur la période 2021–2025	77
Tableau 19 : Paramètre α (cm ⁻¹) du modèle de van Genuchten optimisé par modélisation inverse pour quatre PTF et trois sources de données pédologiques, par année et en moyenne sur la période 2021–2025	77

E. Liste des acronymes et des abréviations

APROPO	Appui technique à la surveillance et la Protection des ressources en eau de surface potabilisable en milieu rural
ASCAT	Advanced Scatterometer
BAFONBE	Appui technique et scientifique pour la valorisation et la gestion intégrée et durable des eaux dans les Bas-fonds au Bénin pour l'irrigation
CHIRPS	Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data
CPAR	Centre Provincial de l'Agriculture et de la Ruralité
CPTF	Classes de pédotransfert
ERS	European Remote Sensing Satellite
ESA	European Space Agency
GEE	Google Earth Engine
IEM	Integral Equation Model
Ksat	Conductivité hydraulique à saturation
MAE	Erreurs absolues moyennes
MODIS	MODERate Resolution Imaging Spectroradiometer
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
PTF	Fonction de pédotransfert
r	Coefficient de corrélation
RMSE	Root Mean Square Error
SAR	Radar à synthèse d'ouverture
SMAP	Soil Moisture Active and Passive mission
SMOS	Soil Moisture and Ocean Salinity
SPW	Service Public de Wallonie
SWDE	Société wallonne des eaux
WCM	Water Cloud Model

F. Liste des symboles

α	Paramètre d'échelle de van Genuchten [cm^{-1}]
n	Paramètre de forme de van Genuchten [-]
m	Paramètre de forme de van Genuchten [-]
λ	Paramètre de connectivité des pores [-]
θ	Teneur en eau [m^3/m^3]
θ_r	Teneur en eau résiduelle [m^3/m^3]
θ_s	Teneur en eau à saturation [m^3/m^3]
ρ_b	Densité apparente [g/cm^3]
ε_r	Constante diélectrique du sol [-]
σ^0	Coefficient de rétrodiffusion [dB]

G. Récapitulatif des contributions

Dans ce mémoire, la grande majorité a été réalisée par mes soins. L'intelligence artificielle Claude a été utilisée uniquement pour améliorer la reformulation des phrases et la correction des fautes d'orthographe, ainsi que pour la conception des codes Python et R utilisés lors de l'analyse des données.

Les données utilisées ont été collectées avec l'accompagnement sur le terrain de Hyacinthe, technicien de laboratoire à l'Université de Parakou, et de Ganiou, mémorant à l'Université de Parakou. Pour les analyses de la conductivité hydraulique à saturation en laboratoire, j'ai été accompagné par Jérôme de Parron, technicien de laboratoire à l'UCLouvain.

Pour la supervision et la mise en place de la méthodologie, Marnik Vanclooster et Alice Alonso m'ont apporté une aide précieuse tout au long de l'année.

Enfin, ma famille et des amis proches ont été sollicités pour relire l'ensemble du mémoire et corriger les derniers détails.

	Jeremi	Autres contributeur·ices	Intelligence artificielle
Conceptualisation	☒		
Méthodologie	☒	☒	
Investigation	☒	☒	
Analyse formelle	☒		☒
Validation	☒	☒	
Rédaction – version originale	☒		
Rédaction – révision et édition	☒	☒	☒
Visualisation	☒		
Supervision		☒	

1. Introduction

En 2023, près de trois millions de personnes en milieu rural au Bénin, soit 20,6% de la population rurale, n'avaient pas accès à une eau potable de qualité (Boni, 2025). L'accès à l'eau potable reste donc un défi majeur pour le développement humain et agricole. L'approvisionnement en eau potable dans le pays repose principalement sur deux types de sources : les captages d'eaux souterraines, et les eaux de surface, mobilisées dans les zones où l'accès aux nappes phréatiques est difficile, notamment grâce aux barrages et retenues d'eau (SONEB, s. d.). Les zones urbaines bénéficient davantage des infrastructures de distribution, tandis que les populations rurales dépendent souvent des points d'eau exposés à la pollution, ce qui accentue les inégalités d'accès à l'eau potable.

Dans la ville de Parakou au Bénin, l'eau destinée à la consommation provient principalement des eaux de surface (SONEB, s. d.). Cette situation pose un défi majeur de traitement, car ces eaux sont exposées à diverses sources de pollution, incluant les pesticides et engrais provenant des activités agricoles, les rejets domestiques, ... La présence de ces contaminants nécessite des traitements coûteux et complexes, souvent difficiles à mettre en œuvre en milieu rural.

L'eau constitue une ressource vitale, indispensable pour la consommation humaine, mais aussi pour l'agriculture, l'élevage et le développement économique. La mauvaise qualité de l'eau entraîne des risques sanitaires importants, favorisant l'émergence de maladies, et limite le développement agricole en réduisant la productivité des cultures. Garantir un accès durable à une eau de qualité est donc un enjeu majeur pour la santé publique et le développement socio-économique des populations rurales (EEA, s. d.).

Dans ce contexte, les bas-fonds jouent un rôle stratégique dans la gestion et la disponibilité des ressources en eau au Bénin. Ces zones basses, souvent inondables, collectent et stockent les eaux de pluie, tout en contribuant à la recharge des nappes phréatiques. Elles constituent également des zones agricoles privilégiées, permettant la riziculture ainsi que d'autres types de cultures. Ces zones sont, par conséquent, essentielles pour la sécurité alimentaire locale. Cependant, l'exploitation intensive des bas-fonds, combinée à l'usage de produits chimiques et à l'urbanisation croissante, peut détériorer la qualité de l'eau, affectant à la fois la santé humaine et l'environnement.

Dans ce cadre, le projet APROPO (Appui technique à la surveillance et la PROtection des ressources en eau de surface POtabilisable en milieu rural), conduit par la Faculté d'Agronomie de l'Université de Parakou en partenariat avec l'Université catholique de Louvain (UCLouvain), le Service Public de Wallonie (SPW) et la Société wallonne des eaux (SWDE), vise à garantir un accès durable à une eau potable de qualité en milieu rural tout en soutenant le développement agricole dans les bas-fonds. Ce projet vise également à renforcer les capacités des acteurs locaux à surveiller la quantité et la qualité de l'eau, à gérer les captages et adopter des pratiques agricoles respectueuses de l'environnement, contribuant ainsi à réduire les coûts de traitement de l'eau, à améliorer la production agricole et la santé publique.

La détermination des propriétés hydrauliques du sol constitue une étape clé pour comprendre l'infiltration, la rétention et la circulation de l'eau dans les bas-fonds. Ces informations permettent de mieux gérer les captages d'eau, de protéger la qualité des ressources en eau et de définir des pratiques agricoles adaptées au contexte, contribuant directement aux objectifs du projet APROPO. Trois études antérieures ont caractérisé les propriétés hydrauliques de bas-fonds béninois, notamment ceux d'Itchédjiro et de Bahounkpo dans le cadre du projet BAFONBE¹, à partir de données de terrain et de télédétection (Cravau, 2021 ; Kouakou, 2023 ; Smets, 2024). Le présent travail se distingue par son application au bassin versant de l'Okpara, situé dans le nord du Bénin, et par l'intégration de données de télédétection récentes, permettant une analyse plus précise de la variabilité spatiale des propriétés hydrauliques. C'est dans ce contexte que se pose la question de recherche de cette étude :

« Dans quelle mesure l'intégration des données de télédétection et des mesures de terrain permet-elle de caractériser avec précision les propriétés hydrauliques des sols dans les bas-fonds du Bénin ? »

De cette question découle l'objectif général de ce mémoire, qui est d'identifier et d'évaluer une méthode appropriée pour estimer les propriétés hydrauliques des bas-fonds béninois, en combinant les données de télédétection et les mesures de terrain, en tenant compte des contraintes locales et des conditions environnementales spécifiques des bas-fonds béninois.

Pour atteindre cet objectif, trois objectifs spécifiques ont été retenus :

1. Evaluer la qualité (disponibilité, pertinence, fiabilité, précision, exactitude) des bases de données pédologiques génériques en ligne (SoilGrids et iSDAsoil) pour estimer les propriétés texturales des sols, en les comparant aux mesures *in situ*.
2. Déterminer la teneur en eau de surface et le flux hydrique en utilisant les données de télédétection les plus fiables.
3. Identifier par modélisation inverse et à partir des données de teneur en eau du sol et du flux hydrique, les paramètres de la courbe de conductivité des sols, puis comparer ces paramètres aux mesures *in situ*.

Les hypothèses découlant de ces trois objectifs spécifiques sont :

1. Les bases de données pédologiques génériques en ligne fournissent des estimations des propriétés texturales du sol cohérentes avec les mesures *in situ*, permettant leur utilisation pour la caractérisation initiale des sols des bas-fonds béninois.
2. Les données de télédétection permettent d'estimer de manière fiable la teneur en eau du sol, les précipitations et l'évapotranspiration réelle dans le contexte des bas-fonds béninois, avec une précision suffisante pour identifier les propriétés hydrauliques.
3. La modélisation inverse basée sur les données de télédétection permet d'estimer les paramètres de la courbe de conductivité hydraulique (K_{sat} et α) de manière cohérente avec les valeurs mesurées *in situ*, et ces paramètres optimisés reproduisent de manière satisfaisante la dynamique hydrique observée des sols des bas-fonds.

¹ BAFONBE, <https://sites.google.com/view/projetbafonbe>, consulté le 30 avril 2026

2. Revue bibliographique

Cette section présente les éléments théoriques indispensables à la compréhension de l'objectif général de ce mémoire. Elle débute par un rappel des notions relatives aux propriétés hydrauliques des sols. Les principes généraux de la télédétection sont ensuite exposés, avant de présenter l'état d'avancement des différentes techniques de télédétection utilisées pour l'estimation de la teneur en eau du sol.

2.1 Modélisation et caractérisation des propriétés hydrauliques du sol par méthodes classiques

2.1.1 Détermination de la courbe de rétention en eau

La courbe de rétention en eau constitue un paramètre essentiel pour la caractérisation des propriétés hydrauliques du sol. En effet, elle permet d'accéder à plusieurs variables telles que la teneur en eau résiduelle (θ_r), correspondant à la teneur en eau volumique lorsque la succion est très élevée, la teneur en eau à saturation (θ_s), qui reflète l'état où l'ensemble des pores est rempli d'eau, ainsi que le point d'entrée d'air. Ces paramètres jouent un rôle majeur dans la compréhension du comportement hydrique du sol et conditionnent de nombreux processus comme l'infiltration, le drainage ou le stockage de l'eau.

Par ailleurs, la représentation mathématique de la courbe de rétention repose sur l'utilisation de modèles. Parmi les plus couramment employés figurent le modèle de van Genuchten (1980), le modèle le plus utilisé, le modèle de Brooks & Corey (1964), reconnu pour sa simplicité d'utilisation, ainsi que le modèle de Gardner (1958) (Tableau 1).

Tableau 1: Modèles utilisés pour déterminer la courbe de rétention en eau

Modèles	Equations
Brooks & Corey (1964)	$\theta(h) = \theta_r + (\theta_s - \theta_r) * (h_a/h)^\lambda \text{ si } h < h_a$ $\theta(h) = \theta_s \text{ si } h \geq h_a$
van Genuchten (1980)	$\theta(h) = \theta_r + \frac{\theta_s - \theta_r}{(1 + (\alpha h)^n)^m}$
Gardner (1958)	$\theta(h) = \theta_s * \exp(-\alpha h)$

Dans ces modèles, h représente la charge matricielle [cm], tandis que h_a correspond à la charge matricielle au point d'entrée d'air [cm]. Les paramètres θ_r et θ_s désignent respectivement la teneur en eau résiduelle [m^3/m^3] et la teneur en eau à saturation [m^3/m^3]. Le facteur λ caractérise la distribution de la taille des pores [-], alors que le paramètre α est lié à l'inverse du point d'entrée d'air [-]. Enfin, les paramètres n et m décrivent la distribution de la taille des pores et influencent directement la forme de la courbe de rétention.

L'importance de la courbe de rétention en eau justifie le recours à des méthodes de détermination adaptées. Ces méthodes peuvent être mises en œuvre soit *in situ*, soit en laboratoire, chaque approche présentant des avantages et des limites spécifiques, notamment en fonction des conditions de terrain et/ou des moyens matériels disponibles. Parmi ces méthodes figurent la méthode de Haines, la méthode des presses de Richards et la méthode du bac à sable, tandis que des dispositifs tels que le tensiomètre permettent des mesures *in situ* (MOOC – L'eau et les sols – Hydrodynamique des milieux poreux, 2026).

2.1.2 Détermination de la conductivité hydraulique

La courbe de conductivité hydraulique est le second paramètre essentiel pour la caractérisation des propriétés hydrauliques du sol. En effet, elle fait référence à la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}), correspondant à la capacité maximale du sol à transmettre l'eau sous gradient hydraulique unitaire et la conductivité hydraulique non saturée.

La représentation mathématique de la courbe de conductivité repose sur l'utilisation de modèles. Parmi les plus couramment employés figurent le modèle de van Genuchten-Mualem (1980), le modèle de Brooks & Corey (1964) et le modèle de Gardner (1958) (Tableau 2).

Tableau 2 : Modèles utilisés pour déterminer la courbe de conductivité hydraulique

Modèles	Equations
Brooks & Corey (1964)	$K = K_{sat} * \left(\frac{\theta - \theta_r}{\theta_s - \theta_r} \right)^{3+2\lambda}$
van Genuchten-Mualem (1980)	$K = K_{sat} * \left(\frac{\theta - \theta_r}{\theta_s - \theta_r} \right)^\lambda * \left(1 - \left(1 - \left(\frac{\theta - \theta_r}{\theta_s - \theta_r} \right)^m \right)^m \right)^2$ $K = K_{sat} * \frac{(1 - (\alpha h)^{mn} * (1 + (\alpha h)^n)^{-m})^2}{(1 + (\alpha h)^n)^{m\lambda}}$
Gardner (1958)	$K = K_{sat} * \exp(-\alpha h)$

Dans ces modèles, K_{sat} [m/s] représente la conductivité à saturation ; h représente la charge matricielle [cm] ; θ , la teneur en eau volumique [m³/m³] ; θ_r , la teneur en eau résiduelle [m³/m³] ; θ_s , la teneur en eau à saturation. Les paramètres λ [-], n [-] et m [-] caractérisent la distribution de la taille des pores, et α [m⁻¹] correspond à l'inverse du point d'entrée d'air.

L'importance de la courbe de conductivité hydraulique justifie le recours à des méthodes de détermination adaptées. Ces méthodes peuvent être mises en œuvre soit *in situ*, soit en laboratoire, chaque approche présentant des avantages et des limites spécifiques, notamment en fonction des conditions de terrain et/ou des moyens matériels disponibles. Parmi ces méthodes figurent l'infiltromètre à double anneau, l'infiltromètre à minidisque et la méthode HYPROP (MOOC – L'eau et les sols – Hydrodynamique des milieux poreux, 2026).

2.2 Estimation des propriétés hydrauliques à l'aide des fonctions de pédotransfert

Les fonctions de pédotransfert (PTF) permettent de déterminer les propriétés hydrauliques du sol à partir de caractéristiques facilement accessibles, notamment celles présentes dans les bases de données et cartes pédologiques. Elles utilisent des propriétés texturales et structurales du sol, telles que les fractions en sable, limon et argile, la densité apparente ou la teneur en matière organique. Initialement, ces relations étaient de simples corrélations statistiques entre la composition du sol et la teneur en eau à certains potentiels. Au fil des décennies, elles se sont complexifiées, intégrant davantage de variables et de formes mathématiques afin de mieux représenter la variabilité des sols (Touil, 2012).

Les PTF peuvent être basées sur des relations statistiques établies par régressions, sur des classes de pédotransfert (CPTF), regroupant les sols selon leur composition et assignant à chaque classe des valeurs moyennes de rétention en eau, ou, plus récemment, sur des réseaux neuronaux artificiels, permettant de modéliser des relations plus complexes entre les caractéristiques du sol et ses propriétés hydriques (Touil, 2012).

Il est important de noter que ces fonctions sont développées à partir de sols précis et dans des conditions pédoclimatiques données, ce qui peut limiter leur applicabilité à d'autres types de sols ou climats. Elles offrent néanmoins un moyen efficace et moins contraignant que la mesure directe pour estimer les propriétés hydrauliques des sols sur le terrain (Morvan et al., 2004).

Les PTF ont été largement appliquées pour caractériser les propriétés hydrauliques des sols dans diverses régions du monde. En contexte tropical, plusieurs études ont évalué leur performance et ont développé des fonctions adaptées aux conditions locales, notamment pour les sols du bassin du Congo (Botula et al., 2012) et du Brésil (Hodnett & Tomasella, 2002).

2.3 Estimation de la teneur en eau du sol par télédétection

2.3.1 Principes généraux de la télédétection

La télédétection regroupe l'ensemble des techniques permettant d'acquérir des informations sur des objets ou des surfaces à distance, à l'aide de capteurs embarqués sur des avions, des satellites ou des drones afin de caractériser, par exemple, la surface de la Terre (Catry et al., 2022). Le satellite ERTS-1, nommé Landsat-1 plus tard et lancé en 1972, est le premier satellite de télédétection des ressources terrestres, marquant le début des observations environnementales satellitaires (Kergomard, s. d. ; Picard, 2017).

Dans ce document, seule la télédétection spatiale sera abordée, c'est-à-dire celle qui repose sur des capteurs embarqués à bord de satellites.

2.3.2 Rayonnement électromagnétique et spectre d'observation

Le rayonnement électromagnétique est l'élément clé de la télédétection. Ce rayonnement émis ou réfléchi par la surface terrestre est mesuré par les capteurs et se caractérise par sa longueur d'onde, son amplitude et sa polarisation (Catry et al., 2022).

Le spectre électromagnétique regroupe l'ensemble des longueurs d'onde, des courtes longueurs d'onde des rayons gamma jusqu'aux grandes longueurs d'onde des ondes radios (Figure 1). Le spectre du visible s'étend de 400 nm à 700 nm.

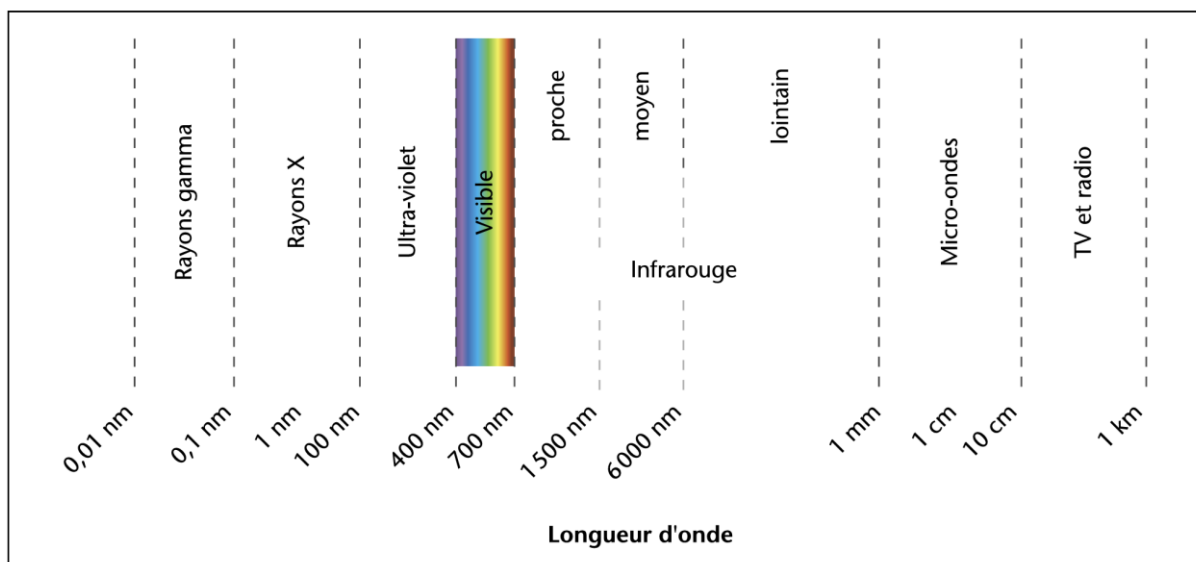


Figure 1 : Schéma illustrant la répartition du rayonnement électromagnétique en différentes gammes de longueurs d'onde (Bonnet et al., 2011).

Chaque longueur d'onde présente des caractéristiques particulières et seule une partie de ce spectre est utilisée en télédétection. Les très courtes longueurs d'onde telles que les ultraviolets ou les rayons X ne sont pas exploités car les molécules atmosphériques absorbent ou diffusent presque la totalité de ces rayonnements (Kergomard, s. d.).

Dans le domaine du visible et du proche infrarouge, la source de rayonnement est le Soleil, capté par les capteurs satellitaires après réflexion sur la surface terrestre et l'atmosphère. Dans cette fenêtre spectrale, l'atmosphère a un impact limité sur le rayonnement (Kergomard, s. d.).

Dans le domaine de l'infrarouge, seules quelques fenêtres permettent la télédétection, notamment entre 3,5 et 3,9 μ m et entre 10,5 et 12,5 μ m. Ce rayonnement infrarouge est émis directement par la Terre. Ces fenêtres permettent, principalement, de mesurer la température du sol, de l'océan et des nuages (Kergomard, s. d.).

Dans les micro-ondes, l'atmosphère et les nuages atténuent très faiblement le rayonnement. Cette gamme est principalement utilisée pour des capteurs actifs qui mesurent le signal rétrodiffusé. Il est dit que ces capteurs fonctionnent en « tout temps » car le rayonnement n'étant que très peu perturbé par les conditions atmosphériques (Kergomard, s. d.).

2.3.3 Capteurs passifs et capteurs actifs

Les capteurs sont des instruments capables de détecter et d'enregistrer le rayonnement émis ou réfléchi par la surface terrestre. Ils se distinguent principalement par leurs modes d'acquisition, selon qu'ils soient passifs ou actifs, et leurs caractéristiques de résolution (Rerboudj, s. d.).

2.3.3.1 Modes d'acquisition

Les capteurs passifs enregistrent le rayonnement naturel émis ou réfléchi par la surface observée. Leur fonctionnement repose sur l'existence d'une source d'énergie externe, principalement le rayonnement solaire. Les capteurs optiques constituent un exemple représentatif de ce type d'acquisition (Bonnet et al., 2011 ; Catry et al., 2022).

Les capteurs actifs émettent leur propre signal électromagnétique et mesurent le rayonnement rétrodiffusé par la surface terrestre et l'atmosphère (Catry et al., 2022). Ils opèrent principalement dans le domaine des micro-ondes et présentent l'avantage d'être moins sensibles aux conditions météorologiques. Les radars et les lidars constituent des exemples de capteurs actifs (Bonnet et al., 2011 ; Rerboudj, s. d.).

2.3.3.2 Types de résolution

En télédétection, quatre types de résolution sont distingués et constituent les caractéristiques propres à chaque capteur.

La résolution spatiale correspond à la dimension au sol représentée par un pixel de l'image. Elle conditionne le niveau de détail spatial observable. Plus la taille du pixel est réduite, plus les objets de petite taille peuvent être représentés (Bonnet et al., 2011).

La résolution temporelle correspond au temps de revisite d'un satellite au même endroit sur terre. C'est l'intervalle de temps qu'il faut pour prendre deux images consécutives (Soudani, 2005). L'objectif pour l'acquisition de la teneur en eau est d'avoir la plus haute résolution temporelle possible pour connaître les variations de l'humidité du sol plus finement.

La résolution spectrale est la capacité d'un capteur à distinguer des signaux correspondant à différentes longueurs d'onde du spectre électromagnétique. Elle dépend du nombre de bandes spectrales enregistrées ainsi que de leur largeur (Catry et al., 2022). Plus les bandes sont nombreuses et étroites, plus la résolution spectrale est élevée.

La résolution radiométrique est la sensibilité du capteur, c'est-à-dire la plus faible intensité qui est réfléchie ou émise que le capteur est capable de détecter (Rerboudj, s. d.).

2.3.4 Spécificités du radar à synthèse d'ouverture (SAR)

Cette section présente les spécificités du radar à synthèse d'ouverture (SAR), considéré comme une méthode de référence pour l'estimation de l'humidité du sol. Contrairement aux capteurs passifs, le SAR est un système actif qui émet sa propre onde électromagnétique et peut ainsi acquérir des données de jour comme de nuit, indépendamment de la couverture nuageuse. Il offre également une résolution spatiale élevée, ce qui constitue un atout majeur pour l'estimation de l'humidité de surface au niveau parcellaire (Baghdadi, 2022).

Plusieurs missions satellitaires reposent sur la technologie SAR, notamment ERS-1/2, TerraSAR-X, RADARSAT-2 et Sentinel-1. Parmi ces missions, Sentinel-1 se distingue par la mise à disposition libre et gratuite de ses données (Baghdadi, 2022).

Le radar à synthèse d'ouverture fonctionne dans le domaine des micro-ondes et mesure l'énergie renvoyée par la surface terrestre. Grâce au mouvement du satellite, il utilise une petite antenne qui se déplace pour créer l'effet d'une grande antenne. Cela permet d'obtenir des images très détaillées malgré une antenne physique de petite taille. Les caractéristiques du signal radar comme la longueur d'onde et la polarisation influencent fortement l'interaction avec le sol et seront détaillées ci-dessous (IFREMER, 2015).

2.3.4.1 Bandes radar

Le SAR utilise différentes bandes micro-ondes classées par fréquence et longueur d'onde (Tableau 3). La bande L est souvent considérée optimale pour l'humidité des sols grâce à sa faible sensibilité à la canopée, sa pénétration plus profonde et sa moindre sensibilité à la rugosité de surface (Brown & Escobar, 2014). La bande C reste néanmoins la plus utilisée en raison de sa résolution spatiale fine, comme c'est le cas pour Sentinel-1.

Tableau 3 : Différents types de bandes (Soudani, 2005)

Bande	Fréquence [GHz]	Longueur d'onde [cm]
P	0,3 – 1	30 – 100
L	1 – 2	15 – 30
S	2 – 4	7,5 – 15
C	4 – 8	3,75 – 7,5
X	8 – 12,5	2,4 – 3,75
Ku (J)	12,5 – 18	1,67 – 2,4
K	18 – 27	1,1 – 1,67
Ka (Q)	27 – 40	0,75 – 1,1

2.3.4.2 Polarisation

La polarisation correspond à l'orientation du champ électrique des ondes électromagnétiques. Elle peut prendre quatre configurations : HH, VV, HV et VH (V pour vertical et H pour horizontal). Le rayonnement solaire est non-polarisé, la polarisation intervient seulement pour les capteurs en micro-ondes (Kergomard, s. d.).

Pour estimer l'humidité du sol avec Sentinel-1, la polarisation VV s'avère être optimale, particulièrement sur sols nus ou faiblement végétalisés (Sekertekin et al., 2020).

2.3.5 Historique de l'estimation de la teneur en eau

La teneur en eau du sol est un paramètre clé pour comprendre différents processus hydrologiques et environnementaux. Les fondements théoriques de l'estimation de la teneur en eau du sol par télédétection remontent aux débuts des années 1970. De nombreux chercheurs ont démontré que la constante diélectrique du sol (ϵ_r) variait en fonction de sa teneur en eau (Cihlar & Ulaby, 1974). L'eau liquide ($\epsilon_r = 80$) présente une permittivité relative supérieure aux constituants minéraux du sol ($\epsilon_r \approx 4$) ou l'air ($\epsilon_r = 1$) (Escorihuela, 2006). Cette différence induit une modification significative des propriétés d'émission et de rétrodiffusion du sol dans le domaine des micro-ondes (Cihlar & Ulaby, 1974). Ces bases physiques ont permis, par la suite, d'estimer l'humidité du sol par télédétection satellitaire.

Les premières estimations concrètes de la teneur en eau de surface, obtenues grâce à des acquisitions régulières, ont été réalisées avec le scatteromètre embarqué sur le satellite ERS-1 (European Remote Sensing Satellite-1), bien que ce n'était pas l'usage initial de ce satellite (Gineste, 1997). Lancé en juillet 1991 et actif jusqu'en mars 2000, le satellite utilisait un scatteromètre en bande C (5,3 GHz) mesurant le signal rétrodiffusé par le sol avec une résolution spatiale de 50 kilomètres sur une fauchée de 500 kilomètres (ESA, 2024a). Par la suite, ERS-2 a prolongé la mission jusqu'en 2011 avec les mêmes caractéristiques (ESA, 2010).

L'instrument ASCAT (Advanced Scatterometer), embarqué sur les satellites MetOp (Meteorological Operation Platform), succède aux scatteromètres ERS (Naeimi et al., 2009). Lancé en octobre 2006 avec Metop-A et toujours opérationnel via Metop-B/C, ASCAT utilise six antennes orientées latéralement pour couvrir deux fauchées de 550 kilomètres et fonctionne en bande C (5,255 GHz) et polarisation VV (Brocca et al., 2017). Cette configuration assure une résolution temporelle quasi-quotidienne et une résolution spatiale de 25 km (Wagner et al., 2013). L'instrument ASCAT assure la continuité avant l'arrivée des missions en bande L.

En novembre 2009, le satellite SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) de l'ESA (European Space Agency) a été lancé. Il s'agit du premier satellite spécifiquement conçu pour l'estimation de l'humidité du sol (Rodríguez-Fernández et al., 2017 ; Wigneron et al., 2017). Il est équipé du radiomètre passif MIRAS (Microwave Imaging Radiometer with Aperture Synthesis) en bande L à 1,4 GHz (Dinnat, 2003). Il offre une résolution spatiale de 35 à 60 kilomètres ainsi qu'une résolution temporelle de trois jours (Mohanty et al., 2017).

En janvier 2015, le satellite SMAP (Soil Moisture Active and Passive mission) a été lancé par la NASA (National Aeronautics and Space Administration) (NASA, s. d.). Initialement, il combinait un radiomètre passif à 1,4 GHz et un radar actif à 1,26 GHz, tous deux en bande L (O'Neill et al., 2010). Sa résolution temporelle est de deux à trois jours, avec une résolution spatiale de 40 kilomètres pour le radiomètre et de 3 kilomètres pour le radar actif, donnant un produit combiné à 9 kilomètres (Entekhabi et al., 2010 ; Mohanty et al., 2017). Le radar actif a cessé de fonctionner en juillet 2015, laissant seulement le radiomètre en service (NASA, s. d.).

Après le lancement de SMAP, les missions Copernicus Sentinel-1 et Sentinel-2, développées par l'ESA, ont considérablement renforcé la surveillance et l'estimation de l'humidité du sol en surface (Rahmati et al., 2026).

Sentinel-1 est constitué de quatre satellites. Sentinel-1A a été lancé en avril 2014 et Sentinel-1B en avril 2016 (Nativel et al., 2022). En août 2022, Sentinel-1B est devenu inopérant suite à une anomalie de son système d'alimentation, et a été remplacé par Sentinel-1C en décembre 2024 (Rahmati et al., 2026). Sentinel-1D a ensuite été lancé en novembre 2025 pour prendre le relais de Sentinel-1A (ESA, 2025).

Ces satellites sont équipés d'un radar SAR en bande C (5,405 GHz) offrant une résolution spatiale de dix mètres (Greifeneder et al., 2019). En combinant les satellites de la constellation (Sentinel-1A et 1B ou 1C), la période de revisite est de six jours à l'équateur (Rahmati et al., 2026). Les images brutes sont ensuite converties, après prétraitement, en coefficient de rétrodiffusion (σ^0) (Bousbih et al., 2018 ; Nativel et al., 2022).

Sentinel-2 comprend trois satellites : Sentinel-2A (juin 2015), Sentinel-2B (mars 2017) et Sentinel-2C (septembre 2024), ce dernier étant venu remplacer Sentinel-2A (ESA, 2024b). Ils embarquent un imageur multispectral générant des images optiques dans 13 bandes spectrales, du visible au moyen infrarouge (Nativel et al., 2022). La résolution spatiale est jusqu'à 10 mètres selon la bande, et la résolution temporelle est d'environ cinq jours à l'équateur (Nativel et al., 2022).

L'estimation de l'humidité du sol à partir des missions repose soit sur l'inversion du signal radar de Sentinel-1, soit sur une approche synergique intégrant Sentinel-1 et Sentinel-2, améliorant la précision des estimations (Gao et al., 2017 ; Bazzi et al., 2023).

Depuis cinquante ans, la télédétection de l'humidité du sol a connu une évolution continue. Les résolutions spatiales et temporelles se sont améliorées avec chaque génération de missions. Les premières missions en bande C comme ERS et ASCAT ont ouvert la voie, suivies par les capteurs en bande L comme SMOS et SMAP, dont la fréquence est considérée comme optimale pour l'estimation de l'humidité du sol (Brown & Escobar, 2014). Les missions Sentinel représentent une avancée majeure grâce à leur haute résolution spatiale et leur cycle de revisite court.

À l'avenir, l'intégration multi-capteurs, l'intelligence artificielle et l'utilisation de techniques SAR interférométriques et multi-fréquences, associées à des corrections dynamiques liées à la végétation, permettront d'améliorer la précision et la fiabilité des estimations, ouvrant la voie à des produits opérationnels détaillés pour la gestion agricole, la prévision hydrologique et le suivi climatique (Rahmati et al., 2026).

2.3.6 Méthodes principales d'estimation en micro-onde

2.3.6.1 Approches radiométriques passives

La mission SMAP est aujourd'hui une référence pour l'estimation de l'humidité en surface du sol à partir de micro-ondes passives bande L (Burgin et al., 2017). Cette mission mesure la température de brillance à une fréquence de 1,41 GHz, fréquence à laquelle les ondes pénètrent de quelques centimètres dans le sol et sont relativement peu atténuées par une végétation modérée. Cela permet de suivre efficacement l'humidité de surface (Wigneron et al., 2017).

Le principe repose sur la relation entre la teneur en eau du sol et sa constante diélectrique. Lorsque l'humidité augmente, la permittivité du sol augmente, ce qui modifie son émissivité et donc la température de brillance mesurée par le radiomètre (Wigneron et al., 2017). L'humidité du sol est ensuite estimée en inversant un modèle de transfert radiatif reliant la température de brillance aux propriétés du sol et de la végétation.

Bien que la résolution spatiale de SMAP soit limitée (~36-40 km) en raison de la nature radiométrique du capteur, les données fournissent des estimations cohérentes à l'échelle mondiale. Elles sont souvent utilisées comme référence pour calibrer ou valider des produits d'humidité de surface à plus haute résolution, notamment ceux dérivés de Sentinel-1 (Gao et al., 2017 ; Deb Roy et al., 2025).

2.3.6.2 Approches radiométriques actives

L'estimation de l'humidité de surface à partir des micro-ondes actives, principalement à partir de Sentinel-1, connaît un développement important depuis une dizaine d'années (Rahmati et al., 2026). Cette estimation repose sur l'interprétation du coefficient de rétrodiffusion qui est sensible à la constante diélectrique du sol et donc à sa teneur en eau, mais également à la rugosité et à la végétation (Cihlar & Ulaby, 1974).

À partir de cette observation, plusieurs approches ont été développées pour les capteurs à synthèse d'ouverture comme Sentinel-1, notamment les modèles physiques, les modèles semi-empiriques, les méthodes de détection de changement, les approches basées sur l'intelligence artificielle et les méthodes hybrides combinant plusieurs de ces familles (Rahmati et al., 2026).

a. Modèles physiques

Les modèles physiques reposent sur une description théorique des interactions entre les ondes radar et la surface du sol. Cependant, leur utilisation reste limitée en pratique, car ils nécessitent de nombreux paramètres d'entrée souvent difficiles à mesurer à grande échelle (Hoskera et al., 2020).

Parmi ces modèles, le modèle des équations intégrales (IEM) est l'un des plus utilisés pour simuler le signal radar. Il permet d'estimer le coefficient de rétrodiffusion à partir des paramètres du radar tels que la fréquence, la polarisation et l'angle d'incidence et des caractéristiques du sol. L'un de ses principaux avantages est qu'il ne nécessite pas de calibration spécifique à une zone d'étude. Toutefois, des écarts peuvent apparaître entre les simulations et les observations réelles, et le modèle est surtout performant pour des surfaces relativement lisses (Ettalbi et al., 2023).

b. Modèles semi-empiriques

Les modèles semi-empiriques constituent une approche intermédiaire entre les modèles physiques et les observations expérimentales. Ils permettent d'estimer l'humidité du sol à partir de mesures radar en combinant des concepts physiques simplifiés avec des données satellitaires, comme celles de Sentinel-1. Ces modèles prennent en compte des paramètres tels que la teneur en eau, la rugosité du sol, l'angle d'incidence et la fréquence des ondes radar (Rahmati et al., 2026).

Pour les surfaces sans végétation, les modèles semi-empiriques les plus connus sont ceux d'Oh (1992) et de Dubois (1995) (Rahmati et al., 2026). Le modèle d'Oh exploite les rapports entre les signaux radar mesurés en différentes polarisations pour déduire l'humidité du sol et la rugosité de surface, tout en tenant compte de l'angle d'incidence. Le modèle de Dubois relie quant à lui le signal radar co-polarisé à l'humidité et à la rugosité du sol ainsi qu'aux conditions de mesure.

Dans le cas de sols recouverts de végétation, il est nécessaire de distinguer les contributions du sol et de la canopée au signal radar. Le Water Cloud Model (WCM) est le modèle le plus utilisé et suppose que la végétation est représentée comme un nuage de gouttelettes d'eau réparties de manière aléatoire (Bousbih et al., 2018 ; Zhang et al., 2024). Le coefficient de rétrodiffusion total s'exprime comme la somme du signal réfléchi par la végétation et du signal provenant du sol (Jia et al., 2025). La teneur en eau de la végétation peut être estimée à partir d'indices comme le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (Zhang et al., 2024). Le WCM est souvent associé au modèle d'Oh afin de mieux isoler l'effet de la végétation et d'améliorer l'estimation de l'humidité du sol (Jia et al., 2025).

L'avantage de ces modèles est qu'ils nécessitent moins de paramètres complexes que les modèles physiques tout en offrant une estimation fiable de l'humidité du sol (Rahmati et al., 2026). Ils restent néanmoins sensibles aux variations locales de rugosité et de type de végétation, ce qui peut limiter leur utilisation à d'autres zones différentes que celles pour lesquelles ils ont été calibrés (Rahmati et al., 2026). Ils constituent toutefois des outils efficaces pour obtenir des estimations de l'humidité de surface en combinant, par exemple, le modèle Oh avec le WCM (Rahmati et al., 2026).

c. Méthode détection de changement

La méthode de détection de changement repose sur l'analyse des variations temporelles du signal radar pour estimer l'humidité du sol. Contrairement aux approches basées sur une seule image, elle exploite des séries temporelles d'images SAR afin de suivre l'évolution du coefficient de rétrodiffusion. L'idée principale est que les variations rapides du signal sont surtout liées aux changements d'humidité du sol, tandis que d'autres paramètres comme la rugosité ou la végétation évoluent plus lentement (Gao et al., 2017 ; Zhu et al., 2022).

En pratique, l'évolution du signal radar au cours du temps est analysée à l'aide de différences ou de rapports entre acquisitions rapprochées, ou en utilisant des références basées sur les valeurs minimales et maximales observées sur une longue période. Cette démarche permet d'isoler l'influence de l'humidité du sol sur le signal radar et d'en déduire son évolution (Zhu et al., 2022 ; Rahmati et al., 2026).

Néanmoins, cette approche présente certaines limites. L'hypothèse de stabilité de la végétation et de la rugosité n'est pas toujours vérifiée, en particulier à fine résolution ou dans les zones agricoles où les conditions évoluent rapidement (Rahmati et al., 2026). Malgré ces contraintes, la méthode de détection de changement demeure une approche simple et efficace, particulièrement adaptée à l'analyse des dynamiques temporelles de l'humidité du sol à partir de séries d'images radar (Rahmati et al., 2026).

d. Approches par intelligence artificielle

Les méthodes de machine learning occupent une place importante dans l'estimation de l'humidité du sol à partir de données radar. Contrairement aux approches basées sur des modèles explicites, elles apprennent automatiquement les relations entre des variables d'entrée (signal radar, indices de végétation, paramètres environnementaux) et l'humidité du sol, ce qui permet de capturer des relations non linéaires complexes (Rahmati et al., 2026).

Parmi ces méthodes, les réseaux de neurones artificiels sont les plus utilisés, en particulier pour relier les coefficients de rétrodiffusion à l'humidité du sol à partir de mesures *in situ* (Deb Roy et al., 2024 ; Gao et al., 2017). L'intégration d'indices de végétation, comme le NDVI, améliore souvent les performances en tenant mieux compte du couvert végétal (Bousbih et al., 2018). Les récents développements permettent d'exploiter la dimension spatiale et temporelle des données et d'intégrer des sources multiples telles que les données radar, optiques ou climatiques (Rahmati et al., 2026).

Toutefois, ces méthodes nécessitent de grandes bases de données d'entraînement représentatives et une validation rigoureuse, et leur capacité de généralisation en dehors des zones de calibration reste parfois limitée. Leur fonctionnement interne est également souvent difficilement interprétable, ce qui impose une attention particulière lors de leur application à de nouveaux contextes (Rahmati et al., 2026).

e. Approches hybrides

Les approches hybrides regroupent des méthodes qui combinent plusieurs types de modèles afin d'améliorer l'estimation de l'humidité du sol. Elles reposent sur l'idée que chaque approche possède ses points forts et ses limites, et que leur combinaison permet d'obtenir des résultats plus fiables. En pratique, ces méthodes associent souvent des modèles physiques ou semi-empiriques avec des techniques d'intelligence artificielle ou de fusion de données (Rahmati et al., 2026).

Les approches hybrides consistent souvent à utiliser les sorties de modèles physiques pour entraîner des algorithmes d'apprentissage automatique, comme les réseaux de neurones, ou à combiner des données issues de plusieurs capteurs. Plus récemment, certaines méthodes intègrent directement des connaissances physiques dans les modèles d'intelligence artificielle, afin d'améliorer la cohérence des estimations avec les processus réels du sol (Rahmati et al., 2026).

Malgré leur intérêt, les approches hybrides restent encore relativement complexes à mettre en œuvre. Elles nécessitent souvent beaucoup de données pour être efficaces et sont encore majoritairement testées sur des zones d'étude limitées. Leur utilisation à grande échelle reste donc un défi. Néanmoins, elles représentent une piste prometteuse pour améliorer la précision et la robustesse de l'estimation de l'humidité du sol (Rahmati et al., 2026).

2.4 Modélisation inverse

Le principe de la modélisation inverse consiste à estimer des paramètres du modèle, souvent difficiles ou impossibles à mesurer directement, à partir de variables observables qui leur sont liées (Abdallah & Masrouri, 2005). L'estimation repose sur la minimisation de l'écart entre les valeurs observées et les valeurs simulées par le modèle (Abdallah & Masrouri, 2005).

Dans le domaine de l'hydraulique des sols, la modélisation inverse vise plus spécifiquement à déterminer les paramètres des courbes de conductivité hydraulique et de rétention en eau à partir de variables de sorties telles que la teneur en eau, le potentiel matriciel ou les flux (Le Bourgeois, 2015). En pratique, l'optimisation consiste à fixer des valeurs initiales des paramètres à estimer, puis à exécuter le modèle de manière itérative afin de minimiser une fonction objective mesurant l'écart entre observations et simulations (Sliti, 2014 ; Le Bourgeois, 2015). Le jeu de paramètres optimal correspond au minimum de la fonction objective (Schneider, 2008).

Depuis plusieurs décennies, la modélisation inverse est couramment utilisée pour estimer les propriétés hydrauliques des sols à partir de données expérimentales. Différentes études ont appliqué cette approche avec succès pour la caractérisation hydrodynamique des sols. Ritter et al. (2003) ont démontré l'efficacité des méthodes inverses pour estimer les propriétés hydrauliques à partir de données de terrain comme alternative aux méthodes directes. Lambot et al. (2004) ont évalué en laboratoire une méthode de modélisation inverse hydrodynamique basée sur des données de teneur en eau, tandis que Ritter et al. (2005) ont utilisé la TDR et la modélisation inverse pour caractériser le transport de solutés dans un sol volcanique agricole. Plus récemment, Le Bourgeois et al. (2016), Verbist et al. (2009), Nascimento et al. (2018) et Rasoulzadeh et al. (2025) ont appliqué cette approche pour l'estimation des propriétés hydrauliques des sols à l'aide du logiciel HYDRUS-1D. L'ensemble de ces travaux confirment la pertinence de la modélisation inverse pour la caractérisation hydrodynamique des sols.

Cependant, pour que le problème inverse soit correctement posé, trois conditions fondamentales doivent être respectées (Abdallah & Masrouri, 2005 ; Schneider, 2008 ; Le Bourgeois, 2015) :

- Existence : il doit exister une solution satisfaisant les équations du modèle, un mauvais choix du modèle ou une surdétermination peuvent compromettre cette condition.
- Unicité : la solution doit être unique. En cas de sous-détermination, c'est-à-dire lorsqu'il y a plus d'inconnues que d'équations, plusieurs jeux de paramètres peuvent conduire au même résultat.
- Stabilité : de faibles perturbations des données d'entrée ne doivent pas entraîner de variations disproportionnées des paramètres estimés.

3. Contexte de l'étude

3.1 Le département de Borgou

Le Bénin est un pays d'Afrique de l'Ouest et partage ses frontières avec le Niger, le Nigeria, le Burkina Faso et le Togo (Figure 2). Situé dans le nord du Bénin, le bassin versant de l'Okpara se trouve dans le département de Borgou, bordé par les départements de l'Alibori, Atakora, Donga et des Collines (Figure 2). Le département de Borgou possède huit communes et s'étend sur une superficie de 25 856 km², dont 54% sont constitués de terres cultivables (INStAD, 2004). Sa densité de population est estimée à 59 habitants par km² en 2025 (INStAD, 2024).

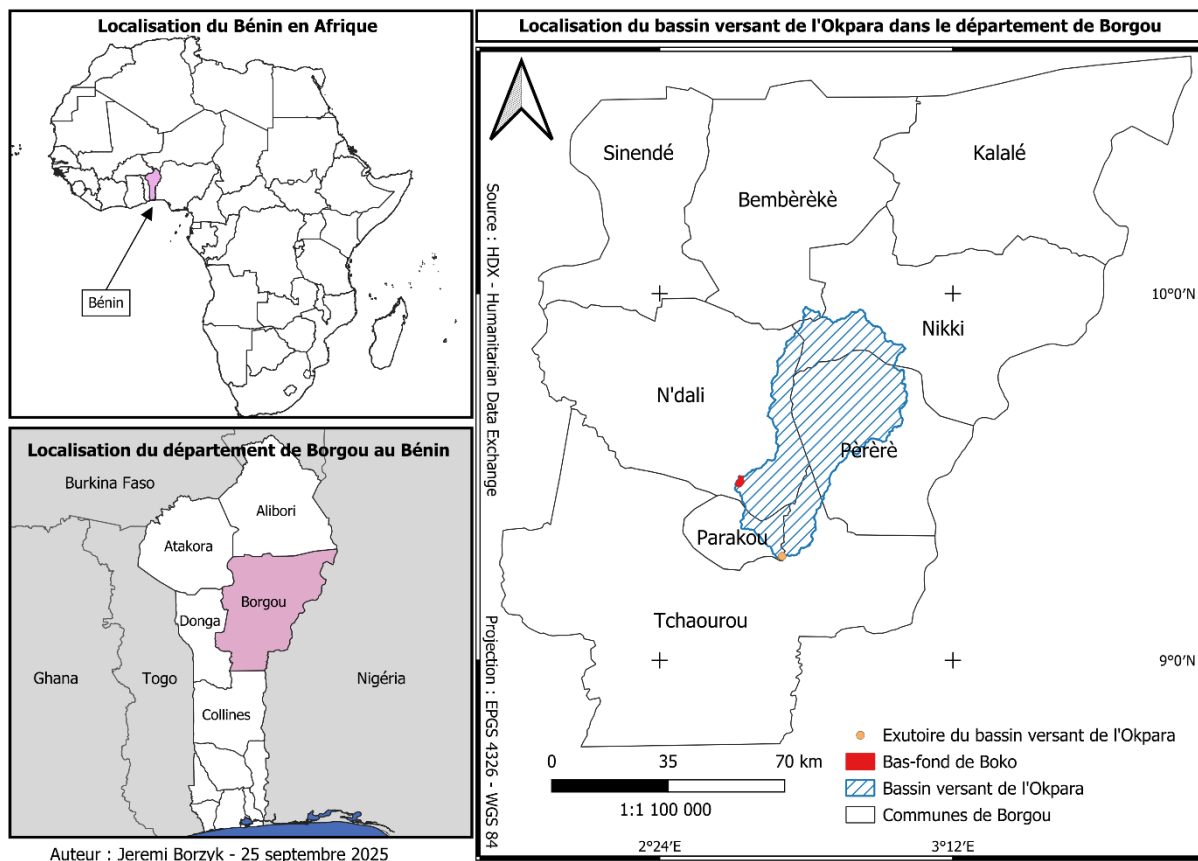


Figure 2 : Localisation du bassin versant de l'Okpara.

Plus précisément, le bassin versant de l'Okpara s'étend sur les communes de N'dali, Nikki, Parakou et Pèrèrè. Il couvre une superficie d'environ 2 046 km², comprise entre 2,60° et 3,08° de longitude Est, et entre 9,28° et 9,96° de latitude Nord. Son exutoire correspond au barrage de l'Okpara, qui assure l'approvisionnement en eau potable de la ville de Parakou. Le bas-fond de Boko, qui constitue la zone d'étude de ce mémoire, est situé à l'extrémité ouest du bassin versant, dans la commune de N'dali, au nord de Parakou (Figure 2).

Le climat de ce département est de type soudanien, caractérisé par une seule saison des pluies s'étendant d'avril à septembre (INStAD, 2004). La pluviométrie annuelle varie entre 900 et 1300 mm par an, avec un maximum observé en août. La température moyenne est relativement stable,

autour de 26°C, tandis que mars est le mois le plus chaud, avec une température moyenne d'environ 29,8°C (Figure 3).

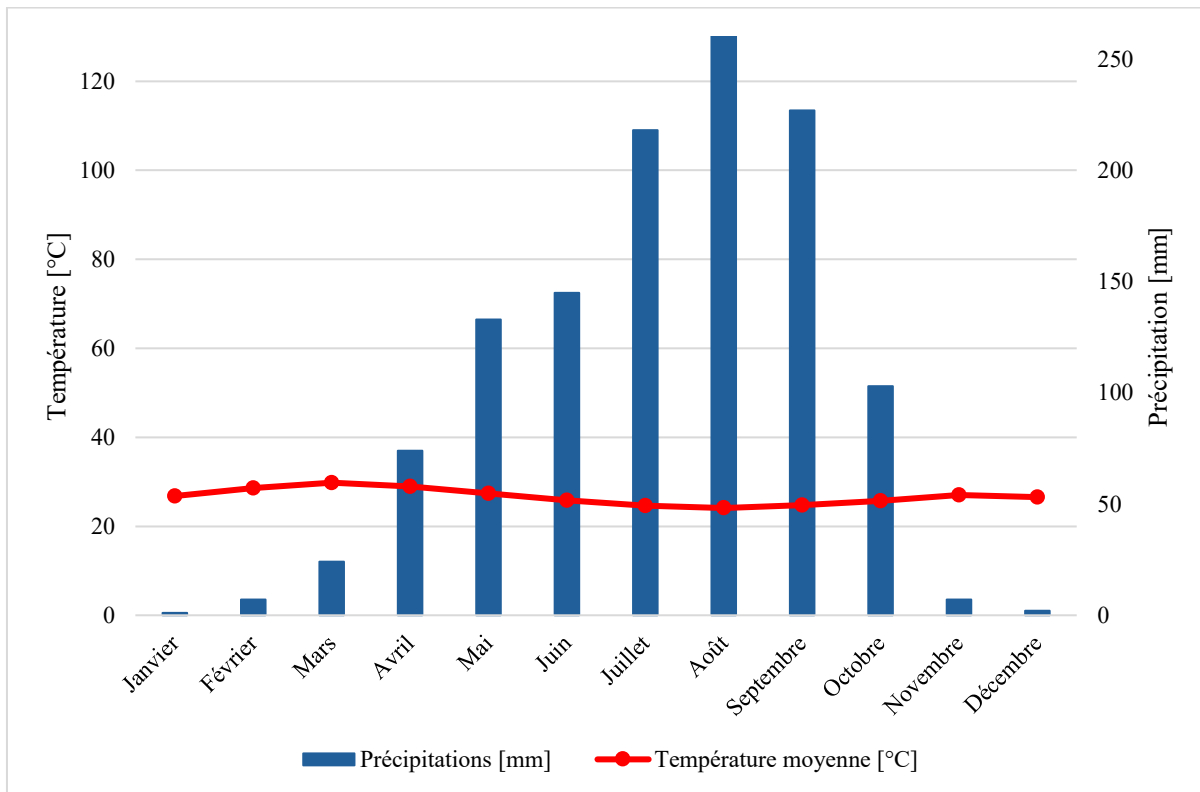


Figure 3 : Diagramme ombrothermique de la commune de Parakou (Climate-Data, 1991).

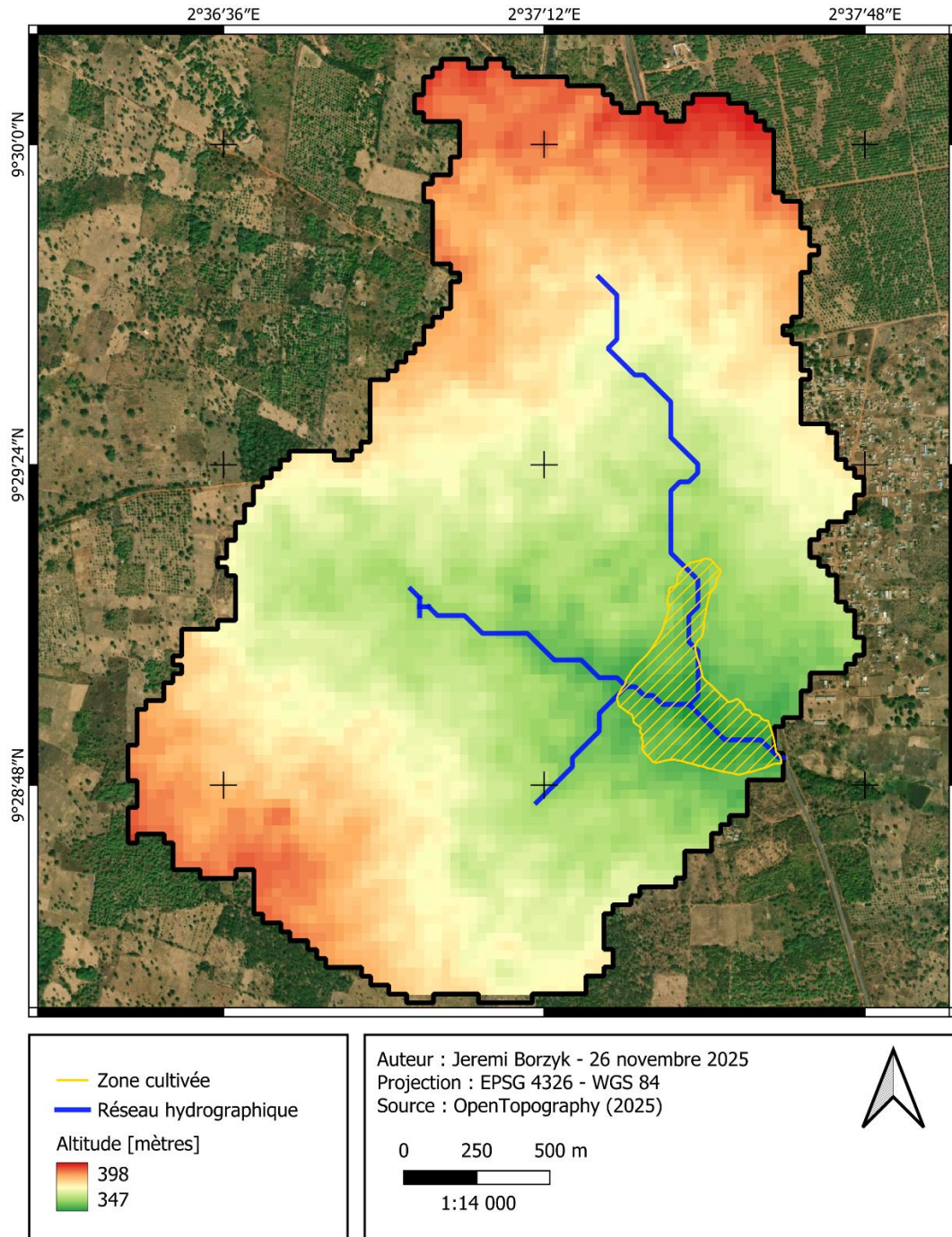
Les sols du bassin versant de l'Okpara sont dominés par des sols ferrugineux tropicaux et des sols alluvionnaires issus des dépôts laissés par les rivières. D'autres types de sols, tels que les sols hydromorphes, les vertisols et les sols ferralitiques sont également présents, mais sur des superficies plus restreintes (Akpo et al., 2016).

Le réseau hydrographique de ce bassin est relativement dense et s'organise autour de la rivière Okpara, qui constitue le principal cours d'eau. Les affluents secondaires présentent un régime hydrologique lié aux précipitations saisonnières, ce qui entraîne une forte variabilité des débits entre la saison des pluies et la saison sèche.

3.2 Le bas-fond de Boko

Le bas-fond de Boko couvre une superficie de 5,12 km² et se situe au nord de la ville de Parakou. La Figure 4 présente le relief de la zone d'étude, avec une altitude comprise entre 347 mètres et 398 mètres et une résolution spatiale de 30 mètres. Les altitudes les plus élevées se trouvent à l'extrémité nord et sud du bas-fond.

Le réseau hydrographique de Boko est composé de trois axes d'écoulement dont les débits varient selon les saisons. La zone représentée en jaune correspond à la partie principalement cultivée du bas-fond, bien que son extension puisse évoluer en fonction des années (Figure 4).



La pédologie du bas-fond de Boko est caractérisée à partir d'une classification texturale USDA, basée sur les données iSDAsoil à une résolution spatiale de 30 mètres (Figure 5). La classe sablo-limoneuse (sandy loam) constitue la classe texturale dominante, couvrant la majeure partie du bas-fond. La classe limono-sableuse (loamy sand) se présente de manière diffuse, principalement dans la partie centrale et nord du bas-fond. La classe sablo-argileuse (sandy clay loam) se concentre dans la partie sud, reflétant une teneur en argile plus élevée susceptible de limiter le drainage et de favoriser la rétention d'eau. Quelques pixels classés comme « non classé » apparaissent de manière éparse, correspondant à des zones pour lesquelles les données iSDAsoil ne permettent pas d'attribuer une classe texturale USDA.

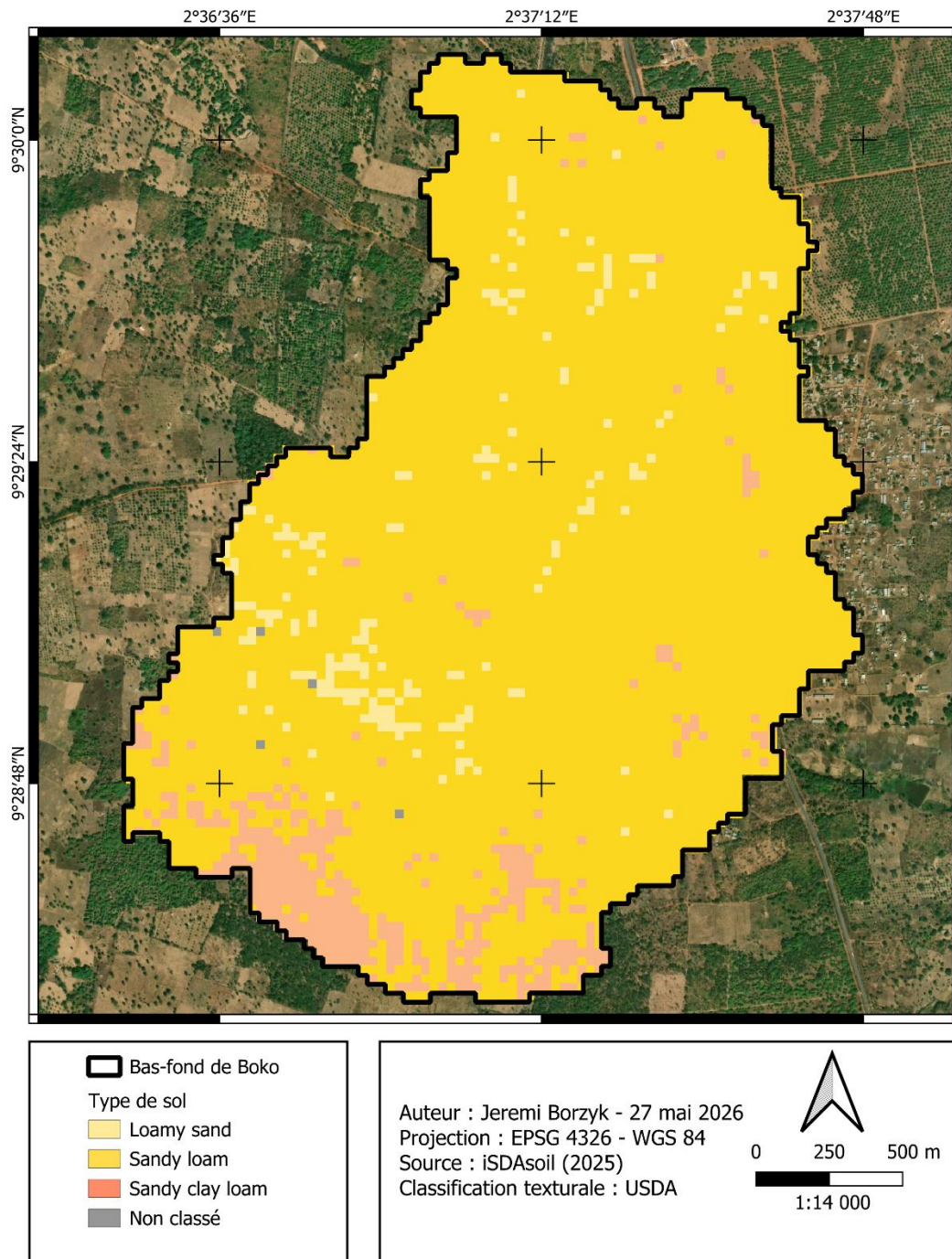


Figure 5 : Types de sol du bas-fond de Boko.

L'occupation du sol du bas-fond est très variée (Figure 6). La zone urbanisée, correspondant au village de Boko, se situe à l'Est du bas-fond. Les zones de basse altitude sont principalement couvertes par des terres cultivées et des zones arbustives, tandis que le sud du bas-fond se caractérise par une forte présence forestière.

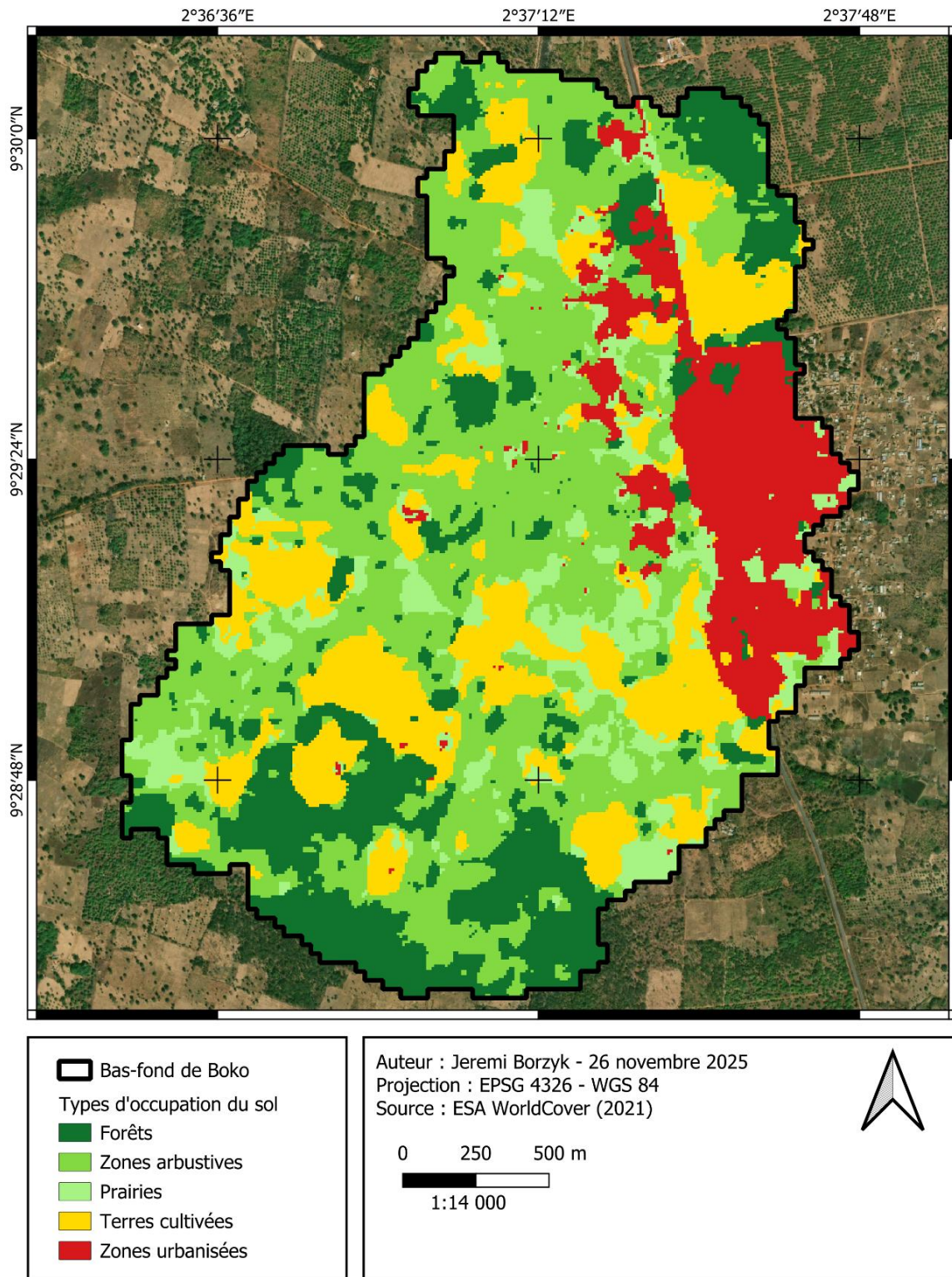


Figure 6 : Occupation du sol du bas-fond de Boko.

4. Matériel et méthodes

4.1 Méthodologie générale

Afin de répondre à l'objectif général de ce mémoire, la méthodologie sera structurée en trois volets correspondant aux objectifs spécifiques, et sera appliquée aux bas-fonds de Boko dans le bassin versant de l'Okpara au Bénin.

Pour répondre à l'objectif spécifique 1, les propriétés texturales du sol seront déterminées à partir d'échantillons prélevés sur le terrain et analysés en laboratoire, ainsi qu'à partir de deux bases de données, à savoir « Innovative Solution for Decision Agriculture Soil (iSDAsoil)² », disponibles à une résolution spatiale de 30 mètres, et SoilGrids³, disponible à une résolution spatiale de 250 mètres. A partir de ces différentes sources, les paramètres de la courbe de rétention en eau seront estimés au moyen de fonctions de pédotransfert. Les valeurs issues des différentes bases de données seront ensuite comparées entre elles, puis confrontées aux mesures effectuées sur le terrain.

Pour répondre à l'objectif spécifique 2, la teneur en eau du sol sera estimée par télédétection, et servira de condition initiale lors de la modélisation inverse. La méthode la plus adaptée au contexte des bas-fonds béninois sera identifiée et utilisée.

L'évolution temporelle des précipitations et de l'évapotranspiration sera également déterminée à partir des données de télédétection. Ces variables seront utilisées comme conditions limites sous forme de flux dans le logiciel HYDRUS-1D⁴.

Pour l'objectif spécifique 3, les paramètres hydrauliques du sol seront estimés par modélisation inverse sur HYDRUS-1D, en combinant les paramètres de la courbe de rétention en eau, la série temporelle de la teneur en eau et l'évolution des précipitations et de l'évapotranspiration. Ces résultats seront comparés aux mesures d'infiltrométrie de terrain, aux valeurs issues des fonctions de pédotransfert, puis aux valeurs de conductivité à saturation mesurées en laboratoire, afin d'en évaluer la cohérence, la précision et la robustesse.

La figure ci-dessous illustre la méthodologie adoptée dans le cadre de ce travail.

² <https://www.isda-africa.com/isdasoil/>, consulté le 02 mai 2026

³ <https://soilgrids.org/>, consulté le 02 mai 2026

⁴ <https://www.pc-progress.com/en/Default.aspx?hydrus>, consulté le 02 mai 2026

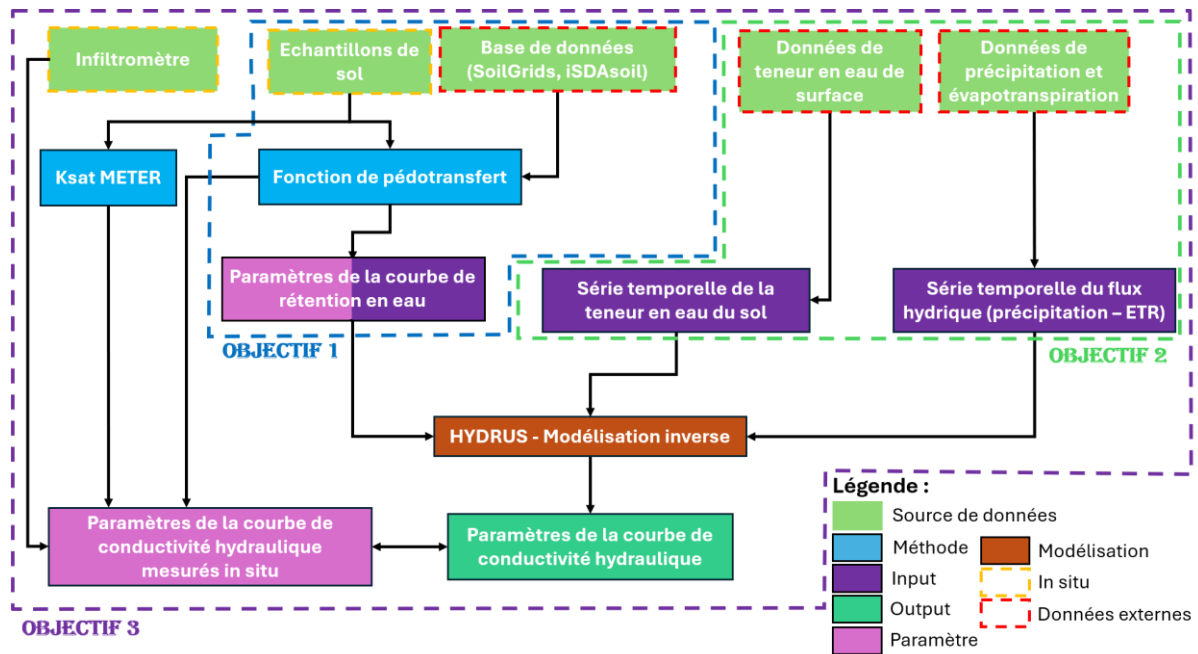


Figure 7 : Schéma de la méthodologie appliquée.

4.2 Echantillonnage

Afin de déterminer les paramètres de la courbe de rétention en eau et de la courbe de conductivité hydraulique, des points d'échantillonnage, initialement définis par Tamou (2025) dans le cadre d'une étude sur le même site, ont été retenus.

Dans le cadre de ce mémoire, les mêmes emplacements ont été conservés afin d'assurer la comparabilité des résultats et de tirer parti de l'ensemble des données déjà collectées. Toutefois, un point initialement positionné au centre du village a été repositionné au sein de la zone cultivée du bas-fond, afin de garantir la cohérence spatiale de l'étude et de cibler exclusivement les surfaces agricoles.

La Figure 8 présente les douze points d'échantillonnage retenus dans le bas-fond de Boko, principalement localisés le long des axes d'écoulement, notamment à proximité de l'exutoire, correspondant à la partie principalement cultivée du bas-fond, qui constitue la zone d'intérêt du projet APROPO.

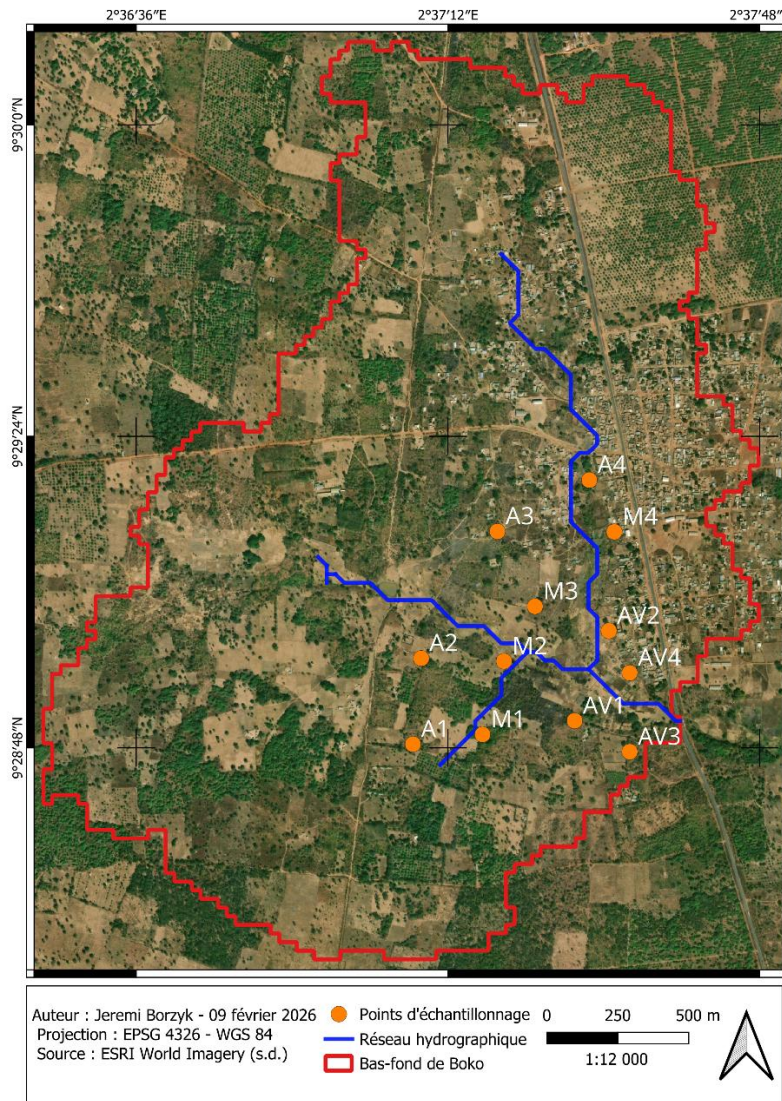


Figure 8 : Points d'échantillonnage dans le bas-fond de Boko.

Sur ces douze points, des essais d'infiltration ont été réalisés à l'aide d'un infiltromètre à minidisque⁵ de METER GroupTM. Les mesures ont été effectuées sous deux niveaux de succion ($H_1 = -2$ cm et $H_2 = -4$ cm) et réalisées trois fois à chacun des points, soit un total de 72 essais d'infiltration.

Par ailleurs, des échantillons de sol perturbé (environ 300 grammes) ont été prélevés en surface afin de déterminer les propriétés texturales du sol par analyse granulométrique. Des échantillons de sol non perturbé d'un volume de 200 cm³ ont été collectés à chacun des points afin d'en déterminer la densité apparente. Enfin, des échantillons de sol non perturbé d'un volume de 100 cm³ ont également été collectés en surface à six points distincts en vue de déterminer la conductivité à saturation hydraulique en laboratoire.

Initialement, les échantillons de sol devaient être analysés au moyen de l'appareil HYPROP pour la détermination simultanée de la courbe de rétention en eau et de la conductivité

⁵ <https://metergroup.com/products/mini-disk-infiltrometer/>, consulté le 20 mai 2026

hydraulique. L'appareil étant fortement sollicité pour d'autres études, il a été décidé avant le départ au Bénin de ne prélever que six points d'échantillonnage avec trois échantillons par point, soit 18 au total. Malheureusement, en raison de problèmes techniques, l'appareil HYPROP n'était plus disponible au retour en Belgique. Cette contrainte a conduit à utiliser la méthode alternative d'estimation de la conductivité hydraulique à saturation au moyen du Ksat METER⁶ de METER GroupTM. Par conséquent, seuls les six points d'échantillonnage initialement prévus ont pu être analysés en laboratoire pour la détermination de Ksat.

Le Tableau 4 présente un récapitulatif des différents échantillons prélevés aux différents points.

Tableau 4 : Récapitulatif des échantillons prélevés sur le terrain, en février 2026

Sites	Coordonnées		Nombre d'essais d'infiltration		Nombre d'échantillons structurés		Nombre d'échantillons perturbés
	Latitude [°N]	Longitude [°E]	H1	H2	100 cm ³	200 cm ³	Volume inconnu
A1	9,4801	2,6189	3	3	/	3	1
A2	9,4829	2,6191	3	3	/	3	1
A3	9,4869	2,6216	3	3	/	3	1
A4	9,4886	2,6245	3	3	/	3	1
M1	9,4804	2,6211	3	3	/	3	1
M2	9,4828	2,6218	3	3	3	3	1
M3	9,4845	2,6228	3	3	3	3	1
M4	9,4869	2,6253	3	3	/	3	1
AV1	9,4809	2,6241	3	3	3	3	1
AV2	9,4838	2,6252	3	3	3	3	1
AV3	9,4799	2,6258	3	3	3	3	1
AV4	9,4824	2,6258	3	3	3	3	1

⁶ <https://metergroup.com/products/ksat/>, consulté le 20 mai 2026

4.3 Détermination des propriétés texturales du sol

4.3.1 Analyses granulométriques en laboratoire

Douze échantillons de sol en surface ont été prélevés aux différents points d'échantillonnage situés dans la zone d'étude. Ces échantillons ont été analysés par le laboratoire du Centre Provincial de l'Agriculture et de la Ruralité (CPAR), situé à La Hulpe, afin de déterminer la texture du sol (teneurs en sable, limon et argile), le pH H₂O ainsi que la teneur en matière organique. Conformément aux exigences du laboratoire, une masse minimale de 250 g de sol humide a été prélevée et conditionnée dans des sachets plastiques.

La texture du sol a été déterminée par une analyse granulométrique basée sur la sédimentation et le tamisage, selon une méthode dérivée de la norme NF X 31-107. Après séchage et prétraitement, les particules de sol ont été séparées en fonction de leur taille. Les fractions sableuses supérieures à 50 µm ont été isolées par tamisage, tandis que les fractions limoneuses et argileuses, inférieures à 50 µm, ont été déterminées par sédimentation dans un liquide, en fonction de leur vitesse de décantation. Les proportions de sable, limon et argile ont ensuite été reportées dans le triangle textural de l'USDA afin de classer le sol en groupes texturaux (CPAR, 2025).

Le pH H₂O du sol a été mesuré conformément à la norme NF ISO 10390. Le sol est mis en suspension dans de l'eau distillée ou déminéralisée, puis le pH est mesuré à l'aide d'un pH-mètre préalablement étalonné. Cette mesure reflète l'acidité ou l'alcalinité du sol telle qu'elle est perçue par les racines et les microorganismes (CPAR, 2025).

La teneur en matière organique a été estimée à partir du carbone organique total déterminé par combustion sèche selon la méthode Dumas, conformément aux normes NF ISO 10694 ou NF EN 15936. L'échantillon est brûlé à haute température et le carbone organique est quantifié à partir du CO₂ émis lors de la combustion. La teneur en matière organique est ensuite obtenue en appliquant au carbone organique total un facteur de conversion de 2 selon la méthode proposée par Pribyl (2010) (CPAR, 2025).

4.3.2 Densité apparente en laboratoire

La densité apparente a été déterminée au sein du laboratoire de l'Université de Parakou afin de réduire le nombre d'échantillons à rapatrier en Belgique. Pour ce faire, les 36 échantillons structurés ont été prélevés à l'aide d'anneaux Kopecky de 200 cm³, ce volume étant plus représentatif de la variabilité du sol que les anneaux de 100 cm³. Une fois prélevés et amenés au laboratoire, les échantillons ont été retirés de leurs anneaux, puis placés à l'étuve à 105°C durant 48 h. Après séchage, la masse sèche de chaque échantillon a été mesurée.

La densité apparente (ρ_b) a ensuite été calculée en divisant la masse sèche (M_s) par le volume total (V_{tot}) selon l'Equation 4.1.

$$\rho_b = \frac{M_s}{V_{tot}} \text{ [g/cm}^3\text{]} \quad \text{Equation 4.1}$$

4.3.3 Estimation à partir de bases de données

SoilGrids est une plateforme de cartographie numérique des sols qui utilise des algorithmes d'apprentissage automatique pour prédire la répartition spatiale de nombreuses propriétés du sol à l'échelle mondiale. Il s'appuie sur les données de profils de la base WoSIS, combinées à plus de 400 couches environnementales (climat, couverture du sol, topographie, etc.). À partir de ces informations, SoilGrids produit des cartes de quatorze propriétés du sol (pH, carbone organique, texture, densité apparente, CEC, ...) pour six profondeurs entre 0 et 200 centimètres, avec une résolution spatiale de 250 mètres (ISRIC, 2025).

iSDAsoil, de son côté, est la première cartographie numérique des sols à haute résolution spatiale pour l'Afrique. Sa résolution est de 30 mètres. Elle repose sur des modèles de machine learning entraînés à partir de plus de 130 000 échantillons de sol. Cette base de données fournit plus de vingt propriétés du sol, couvrant des caractéristiques chimiques (pH, carbone organique, CEC, ...) et physiques (texture, densité apparente, ...). L'ensemble de ces propriétés est fourni pour deux profondeurs, à 0-20 cm et 20-50 cm (Miller et al., 2021).

Ces deux bases de données seront comparées entre elles, ainsi qu'aux échantillons prélevés sur le terrain et analysés en laboratoire, afin d'évaluer leur précision.

4.4 Estimation de la teneur en eau

4.4.1 Choix de la méthode d'estimation

Sur la base de la revue de la littérature, le modèle d'El Hajj et al. (2017) couplant le Water Cloud Model (WCM) à l'Integral Equation Model modifié (IEM) a été retenu pour estimer la teneur en eau du sol en surface. Ce choix repose sur quatre critères principaux.

Tout d'abord, le modèle a déjà été appliqué avec succès au Bénin dans le cadre de deux études récentes. Kahn (2022) et Smets (2024) l'ont utilisé sur le bas-fond d'Itchédjiro, situé dans le centre du Bénin et ont obtenu des erreurs absolues moyennes (MAE) de l'ordre de 10 % sur les estimations de teneur en eau volumique. Ces résultats confirment que le modèle peut être appliqué au bas-fond de Boko.

Deuxièmement, le modèle offre une résolution spatio-temporelle adaptée à l'échelle du bas-fond étudié. La résolution spatiale de dix mètres fournie par les images Sentinel-1 permet une cartographie détaillée de la variabilité spatiale de l'humidité du sol, essentielle pour comprendre le fonctionnement hydrologique du bas-fond. La résolution temporelle de 12 jours, bien que relativement grossière pour le suivi d'événements pluvieux individuels, reste suffisante pour caractériser la dynamique saisonnière de l'humidité du sol et détecter les tendances hydrologiques annuelles.

Troisièmement, le modèle IEM présente des performances supérieures au modèle empirique d'Oh pour l'estimation de la rétrodiffusion radar des sols nus ou faiblement végétalisés (Choker et al., 2017). De plus, l'approche par détection de changement, bien que plus simple, n'est pas adaptée au contexte du bas-fond de Boko, car elle suppose une rugosité de surface constante

dans le temps, hypothèse rarement vérifiée dans les systèmes agricoles où les pratiques de labour modifient régulièrement l'état de surface du sol (Rahmati et al., 2026). Enfin, l'absence de données de terrain continues limite l'applicabilité de nombreuses autres méthodes qui nécessitent une calibration locale.

Enfin, la prise en compte de la végétation via le WCM est pertinente dans le contexte agricole du bas-fond. Le modèle IEM seul ne considère que la contribution du sol à la rétrodiffusion radar et néglige l'atténuation du signal par le couvert végétal. Or, le bas-fond de Boko étant cultivé une partie de l'année, le signal radar est atténué par cette végétation. Le couplage avec le WCM, couramment utilisé pour corriger l'effet de la végétation dans les zones agricoles, permet de séparer la contribution de la végétation de celle du sol et d'obtenir ainsi des estimations plus fiables de l'humidité superficielle tout au long du cycle cultural (Bousbih et al., 2018 ; Zhang et al., 2024).

4.4.2 Acquisition des données satellitaires

4.4.2.1 Données radar : Sentinel-1

Les données radar Sentinel-1 ont été acquises via Google Earth Engine (GEE) (COPERNICUS/S1_GRD_FLOAT) sur la période du 1er janvier 2021 au 31 décembre 2025. Comme mentionné dans la section 2.3.5, la constellation Sentinel-1 opère en bande C (5,405 GHz) avec une résolution spatiale de dix mètres en mode Interferometric Wide (IW). La polarisation VV a été retenue pour sa sensibilité supérieure à l'humidité du sol (El Hajj et al., 2017 ; Sekertekin et al., 2020).

Les données acquises sont au format Ground Range Detected (GRD) niveau-1, ce qui signifie que les images ont été prétraitées pour obtenir un produit calibré et orthorectifié (ESA, s. d.). Ces images ont été prétraitées avec la Sentinel Toolbox pour supprimer le bruit thermique, effectuer la calibration thermique et appliquer une correction de terrain basée sur le modèle numérique d'élévation SRTM à 30 mètres (ESA, s. d.).

Pour chaque acquisition, le coefficient de rétrodiffusion (σ°_{VV}) et l'angle d'incidence local (θ) ont été extraits. Au total, 57 images Sentinel-1 ont été acquises pour chacun des douze points du bas-fond pendant la période d'étude.

4.4.2.2 Données optiques : Sentinel-2

Les données optiques Sentinel-2 utilisées pour déterminer le NDVI ont été acquises via GEE (COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED) sur la même période que pour les données Sentinel-1. Les bandes 4 (Rouge, 665 nm) et 8 (NIR, 833 nm) à dix mètres de résolution ont été utilisées pour calculer le NDVI selon l'Equation 4.2.

$$NDVI = \frac{NIR - Rouge}{NIR + Rouge} \quad \text{Equation 4.2}$$

La couverture nuageuse constitue la principale contrainte pour l'acquisition d'images optiques en région tropicale, car les ondes optiques ne peuvent pas traverser les nuages. Un filtre a donc été appliqué pour ne retenir que les images présentant une couverture nuageuse inférieure à 65 %. Ce seuil a été retenu après avoir testé une approche plus stricte (30 %), qui entraînait l'absence totale d'images entre début juin et début septembre, période correspondant à la saison humide. Le seuil de 30 % générerait des écarts temporels allant jusqu'à 73 jours, tandis que le seuil de 65 % réduisait ces écarts à un maximum de 36 jours, offrant un meilleur compromis. Ce choix est cohérent avec l'étude précédente menée au Bénin, qui utilisait également un seuil de 65 % (Kahn, 2022).

Pour chaque acquisition Sentinel-1, la valeur de NDVI a été obtenue en identifiant l'image Sentinel-2 la plus proche temporellement. Lorsque l'écart temporel était inférieur ou égal à 5 jours, la mesure NDVI directe a été privilégiée. Une observation réelle est en effet plus fiable qu'une valeur interpolée. La valeur de 5 jours a été choisie car elle correspond au temps de revisite de Sentinel-2. En revanche, lorsque cet écart dépassait 5 jours, une interpolation linéaire a été appliquée entre deux images Sentinel-2. Cette méthodologie assure la disponibilité d'une valeur de NDVI pour chaque image Sentinel-1, nécessaire au fonctionnement du modèle d'estimation de la teneur en eau du sol.

4.4.3 Modèle d'estimation de la teneur en eau

Le modèle d'El Hajj et al. (2017) couple le WCM pour la végétation et l'IEM modifié pour le sol (Baghdadi et al., 2006). Le coefficient de rétrodiffusion total observé (σ_{tot}^0) se décompose en contribution de la végétation et en contribution du sol atténuée par la végétation (Equation 4.3).

$$\sigma_{\text{tot}}^0 = \sigma_{\text{veg}}^0 + T^2 \sigma_{\text{sol}}^0 \quad \text{Equation 4.3}$$

La contribution de la végétation s'exprime selon l'Equation 4.4

$$\begin{aligned} \sigma_{\text{veg}}^0 &= AV_1 \cos(\theta)(1 - T^2) \\ T^2 &= e^{-2BV_2 \sec(\theta)} \end{aligned} \quad \text{Equation 4.4}$$

avec :

- V_1 et V_2 : descripteurs de la végétation ($V_1 = V_2 = \text{NDVI}$)
- θ : angle d'incidence [$^\circ$]
- A et B : paramètres de calibration du modèle dépendant du paramètre de végétation utilisé et de la configuration du radar
- T : facteur de transmission bidirectionnel à travers la canopée

Les paramètres de calibration du WCM (A et B) contrôlent respectivement l'intensité de la rétrodiffusion de la végétation et l'atténuation du signal à travers la canopée. Ces paramètres ont été calibrés sur des données collectées en Tunisie, couvrant des parcelles agricoles de céréales et prairies. Enfin, les descripteurs de végétation V_1 et V_2 sont égaux au NDVI calculé à partir des images Sentinel-2 (El Hajj et al., 2017).

La contribution du sol (σ_{sol}^0) est modélisée par l'IEM modifié, qui relie le coefficient de rétrodiffusion à la constante diélectrique du sol, à l'angle d'incidence et aux paramètres de rugosité de surface, selon l'Equation 4.5 (Baghdadi et al., 2006 ; Wu & Chen, 2004).

$$\sigma_{\text{sol}}^0 = f_{\text{IEM}}(\varepsilon_r, \theta, s, l) \quad \text{Equation 4.5}$$

où ε_r est la constante diélectrique du sol, θ l'angle d'incidence, s la rugosité et l la longueur de corrélation de surface. Les équations détaillées de l'IEM sont présentées dans Wu et Chen (2004).

4.4.4 Inversion du modèle : réseau de neurones artificiels

L'estimation de la teneur en eau se fait par inversion en fonction de σ_{tot}^0 , de θ et du NDVI qui sont les données d'entrée du modèle. El Hajj et al. (2017) ont développé un réseau de neurones artificiels, entraîné par l'algorithme de Levenberg-Marquardt avec deux couches cachées de 20 neurones chacune, qui apprend la relation inverse entre observations satellitaires et humidité du sol.

Une base de données synthétique a été générée à partir du WCM calibré et de l'IEM modifié, couvrant les plages de valeurs présentées dans le Tableau 5. Cette base a été bruitée pour reproduire les incertitudes radiométriques de Sentinel-1 et les erreurs relatives sur le NDVI, puis divisée en deux sous-ensembles égaux pour l'entraînement et la validation du réseau (El Hajj et al., 2017). Le modèle ainsi entraîné a ensuite été validé sur des données réelles collectées en Tunisie (2009-2017) et en France (2016-2017). Le modèle pré-entraîné est disponible au format Python, permettant une estimation directe sans nécessiter de nouvelles mesures de terrain.

Tableau 5 : Plage de valeurs des paramètres utilisées pour le calibrage du réseau de neurones (El Hajj et al., 2017)

Paramètre	Minimum	Maximum	Unité
NDVI	0,08	0,86	-
Teneur en eau	4,0	39,7	vol. %
Rugosité	0,7	4,6	cm
Angle d'incidence	25	40	°

Le modèle présente certaines limites à prendre en compte. Premièrement, le réseau a été calibré sur des parcelles agricoles européennes et nord-africaines, ce qui constitue une extrapolation au contexte béninois et peut affecter la précision des estimations. Deuxièmement, les performances diminuent pour les végétations très denses ($\text{NDVI} > 0,75$) en raison de l'atténuation importante du signal radar par le couvert végétal (El Hajj et al., 2017). Enfin, la profondeur de pénétration du signal en bande C étant limitée à 0-5 cm, les estimations concernent uniquement la couche superficielle du sol (El Hajj et al., 2017). Dans le cas du bas-fond de Boko, ces limitations restent acceptables, le couvert végétal y étant généralement peu dense.

Malgré ces limitations, ce modèle constitue l'une des méthodes les plus performantes actuellement disponibles, avec une erreur de $\pm 5\%$ sur la teneur en eau volumétrique (El Hajj et al., 2017).

4.5 Détermination de la série temporelle du flux hydrique

4.5.1 Détermination de la précipitation

Afin d'estimer les précipitations à partir de données satellitaires tout en assurant une couverture spatiale et temporelle cohérente, le produit CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data) a été retenu. En effet, une étude comparative de plusieurs produits de précipitations, menée dans les bas-fonds béninois, a montré que ce produit est le plus cohérent pour l'estimation des précipitations dans cette région (Tidjani, 2025).

Les données CHIRPS v3 offrent une résolution spatiale de $0,05^\circ$, ce qui équivaut à environ cinq kilomètres, et une résolution temporelle quotidienne (CHC, s. d.). Elles combinent des observations satellitaires avec des mesures issues de stations au sol et sont exprimées en millimètres de précipitation par jour (mm/jour), permettant une estimation spatialement cohérente des précipitations sur l'ensemble de la zone d'étude.

4.5.2 Détermination de l'évapotranspiration

Concernant les données d'évapotranspiration par télédétection, les données du capteur MODIS (MODerate Resolution Imaging Spectroradiometer) ont été utilisées. Plus précisément, le produit MOD16A2 a été retenu, ce dernier ayant montré de bonnes performances pour l'estimation de l'évapotranspiration dans des contextes similaires au Bénin (Adoko, 2020).

Ce produit fournit des estimations d'évapotranspiration cumulées sur une période de 8 jours, avec une résolution spatiale de 500 mètres. Afin d'obtenir des valeurs journalières compatibles avec le pas de temps de la modélisation inverse, les données cumulées ont été divisées par huit. Cette agrégation temporelle constitue toutefois une limite, car elle suppose une répartition homogène de l'évapotranspiration sur la période considérée (Adoko, 2020).

4.5.3 Combinaison des deux flux

Le flux hydrique a été calculé en soustrayant l'évapotranspiration réelle des précipitations. Ce flux constitue une donnée d'entrée de la modélisation inverse. Les valeurs négatives de ce flux indiquent des périodes où l'évapotranspiration excède les précipitations, correspondant à un déficit hydrique.

4.6 Détermination de la conductivité à saturation *in situ*

4.6.1 Principe de fonctionnement

Pour déterminer la conductivité hydraulique du sol, un infiltromètre à minidisque a été utilisé (Figure 9). Cet infiltromètre, de petite taille (environ 30 centimètres de hauteur), nécessite un faible volume d'eau, le réservoir ayant une capacité maximale de 95 ml. Cette caractéristique facilite son transport ainsi que celui de l'eau nécessaire lors des mesures de terrain.

L'infiltromètre à minidisque permet d'estimer la conductivité hydraulique du sol en conditions non-saturées. Il se compose de deux réservoirs différents : la chambre de Mariotte, située dans la partie supérieure, qui permet de contrôler la succion appliquée au sol, comprise entre 0,2 et 7 centimètres de succion, et un second réservoir inférieur contenant le volume d'eau destiné à l'infiltration. Le choix de la succion dépend de l'objectif de l'étude et du type de sol analysé : une succion faible de -1 cm inclut les macropores, tandis qu'une succion élevée entre -2 et -5 cm limite l'écoulement préférentiel et cible principalement la matrice du sol.

La base de l'infiltromètre est équipée d'un disque poreux en acier inoxydable, qui empêche l'écoulement de l'eau à l'air libre. Lorsque le disque est mis en contact avec le sol, l'eau s'écoule depuis le réservoir inférieur et s'infiltre à une vitesse contrôlée par les propriétés hydrauliques du sol. Les mesures d'infiltration obtenues toutes les 30 secondes sont ensuite utilisées pour le calcul de la conductivité hydraulique.

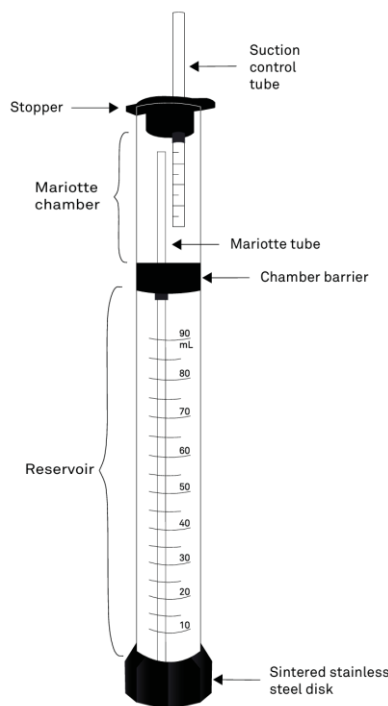


Figure 9 : Infiltromètre à minidisque METER Group (s.d.-a).

4.6.2 Interprétation des mesures d'infiltration

Pour déterminer la conductivité hydraulique, la méthode proposée par Zhang (1997) a été utilisée. Cette méthode propose de déterminer l'infiltration cumulée selon l'Equation 4.6.

$$I = C_1 * \sqrt{t} + C_2 * t \quad \text{Equation 4.6}$$

avec :

- I : l'infiltration cumulée [m]
- C_1 : le paramètre lié à la sorptivité [m/s]
- C_2 : le paramètre lié à la conductivité hydraulique [m/s]
- t : le temps [s]

L'infiltration cumulée en fonction de la racine carrée du temps est tracée sur un graphique et une courbe de tendance polynomiale du deuxième degré est appliquée, ce qui permet de déterminer la pente de la courbe. La conductivité hydraulique pour une certaine succion ($K(h)$) est alors donnée par l'Equation 4.7.

$$K(h) = \frac{C_1}{A} \quad \text{Equation 4.7}$$

avec :

- C_1 : la pente de la courbe de l'infiltration cumulée
- A : une valeur reliant les paramètres de van Genuchten, le type de sol, la succion donnée et le rayon du disque de l'infiltromètre

Le paramètre A a été déterminé pour douze classes texturales via ces équations ci-dessous (Carsel & Parrish, 1988).

$$A = \frac{11,65 * (n^{0,1} - 1) * \exp[2,92 * (n - 1,9) * \alpha * h_0]}{(\alpha * r_0)^{0,91}} \quad n \geq 1,9 \quad \text{Equation 4.8}$$

$$A = \frac{11,65 * (n^{0,1} - 1) * \exp[7,5 * (n - 1,9) * \alpha * h_0]}{(\alpha * r_0)^{0,91}} \quad n < 1,9 \quad \text{Equation 4.9}$$

Le tableau ci-dessous reprend les valeurs de A pour un infiltromètre à minidisque présentant un rayon de 2,25 centimètres pour différents types de textures du sol et de succion.

Tableau 6 : Paramètres de van Genuchten et facteur A selon la texture du sol (METER Group™, s.d-a)

Soil Texture	α	n/h_o	A						
			-0.5	-1	-2	-3	-4	-5	-6
Sand	0.145	2.68	2.84	2.40	1.73	1.24	0.89	0.64	0.46
Loamy Sand	0.124	2.28	2.99	2.79	2.43	2.12	1.84	1.61	1.40
Sandy Loam	0.075	1.89	3.88	3.89	3.91	3.93	3.95	3.98	4.00
Loam	0.036	1.56	5.46	5.72	6.27	6.87	7.53	8.25	9.05
Silt	0.016	1.37	7.92	8.18	8.71	9.29	9.90	10.55	11.24
Silt Loam	0.020	1.41	7.10	7.37	7.93	8.53	9.19	9.89	10.64
Sandy Clay Loam	0.059	1.48	3.21	3.52	3.24	5.11	6.15	7.41	8.92
Clay Loam	0.019	1.31	5.86	6.11	6.64	7.23	7.86	8.55	9.30
Silty Clay Loam	0.010	1.23	7.89	8.09	8.51	8.95	9.41	9.90	10.41
Sandy Clay	0.027	1.23	3.34	3.57	4.09	4.68	5.36	6.14	7.04
Silty Clay	0.005	1.09	6.08	6.17	6.36	6.56	6.76	6.97	7.18
Clay	0.008	1.09	4.00	4.10	4.30	4.51	4.74	4.98	5.22

Pour estimer Ksat et le paramètre α , les conductivités hydrauliques obtenues aux succions (h) de -2 et -4 centimètres ont été utilisées. En utilisant le modèle de Gardner, le paramètre α a été déterminé à partir de la pente de la relation linéaire entre $\ln(K)$ et la succion (h) selon l'Equation 4.10.

$$\alpha = \frac{\ln(K(h_2)/K(h_1))}{h_2 - h_1} \quad \text{Equation 4.10}$$

La conductivité hydraulique à saturation a ensuite été estimée en connaissant la conductivité hydraulique à une des deux succions et le paramètre α selon l'Equation 4.11.

$$K_{sat} = \frac{K(h)}{\exp(\alpha h)} \quad \text{Equation 4.11}$$

4.7 Détermination de la conductivité à saturation en laboratoire

L'appareil Ksat METER permet de mesurer automatiquement la conductivité hydraulique à saturation d'échantillons prélevés à l'aide de cylindres Kopecky, en se basant sur l'équation de Darcy (Equation 4.12). Le principe repose sur la loi de Darcy en milieu saturé, qui décrit le flux d'eau à travers un milieu poreux sous un gradient hydraulique.

$$Q = -K_{sat} * A * \frac{\Delta H}{L} \quad \text{Equation 4.12}$$

Cette équation exprime que le débit d'eau (Q) traversant l'échantillon est proportionnel à la conductivité hydraulique à saturation (Ksat), à la surface de l'échantillon (A), et au gradient de charge hydraulique ($\Delta H/L$). En isolant Ksat, l'Equation 4.13 est obtenue.

$$K_{sat} = \frac{Q * L}{A * \Delta H} \quad \text{Equation 4.13}$$

L'appareil mesure le volume d'eau percolé (V) en fonction du temps (t), permettant de calculer le débit ($Q = V/t$), tandis que les paramètres géométriques (L, A) et la charge hydraulique (H) sont connus.

Pour la méthodologie, la première étape a consisté à saturer les échantillons Kopecky ainsi que les plaques poreuses durant une semaine. Le jour des mesures, les appareils ont été étalonnés afin de remettre les capteurs à zéro. Ensuite, chaque échantillon a été installé dans le dispositif de mesure en veillant à placer les plaques poreuses et les joints d'étanchéité correctement, et en positionnant l'échantillon à l'envers pour respecter le sens d'écoulement de l'eau lors de la mesure (Figure 10). Un test d'étanchéité a été réalisé systématiquement avant chaque mesure afin de s'assurer de l'absence de fuites. Une fois le test validé, les mesures ont été lancées.

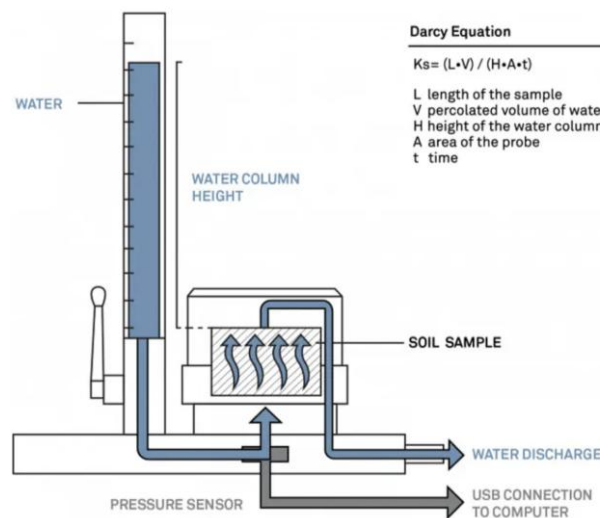


Figure 10 : Dispositif du Ksat METER (METER Group™, 2023).

Pour les six points d'échantillonnage, trois échantillons ont été analysés, et chaque échantillon a été mesuré trois fois afin de garantir la reproductibilité des résultats. La durée des mesures variait entre 20 minutes et 4 heures en fonction de la texture et de la structure du sol analysé, l'arrêt étant déterminé automatiquement par l'appareil une fois le débit stabilisé.

4.8 Fonction de pédotransfert

4.8.1 Estimation des propriétés hydriques

De nombreuses PTF ont été développées pour différents types de sols et régions climatiques. Leur performance dépendant fortement du contexte pédologique et géographique, il est crucial de sélectionner les PTF validées pour des conditions similaires à la zone d'étude. Pour estimer les paramètres de rétention en eau (θ_r , θ_s , α , n) du bas-fond de Boko, quatre PTF ont été retenues sur la base de leur validation sur des sites béninois ou ouest-africains présentant des caractéristiques pédoclimatiques comparables.

Rosetta (Schaap et al., 2001), basée sur des réseaux de neurones artificiels, estime l'ensemble des paramètres de van Genuchten (θ_r , θ_s , α , n). Elle a été utilisée avec succès pour la modélisation hydrologique du bas-fond d'Itchédjiro (Smets, 2024) et présente l'avantage d'être directement intégrée dans le logiciel HYDRUS-1D, facilitant son utilisation pour la modélisation inverse.

La PTF de Rawls & Brakensiek (1985), bien que développée initialement pour des sols tempérés d'Amérique du Nord, a été validée sur plusieurs sites béninois présentant des Lixisols et Gleysols, notamment dans le bassin de l'Ouémé (Bormann & Diekkrüger, 2003) et sur des bas-fonds du centre du Bénin (Danvi et al., 2017). Son application récente sur le même bas-fond d'Itchédjiro confirme sa pertinence pour ce type d'environnement (Cravau, 2021 ; Smets, 2024). Cette PTF fournit directement les paramètres α et n du modèle de van Genuchten mais n'estime pas θ_r , qui a été fixé à zéro.

La PTF de Weynants et al. (2009) constitue une révision des équations de Vereecken et al. (1989) établies pour des sols belges en modifiant la relation entre paramètres de forme ($m = 1 - 1/n$ au lieu de $m = 1$). Cette PTF estime θ_s , α , n et λ à partir de la texture, la densité apparente et la teneur en carbone organique. Cette PTF a été testée sur le même bas-fond d'Itchédjiro (Smets, 2024). Elle considère une teneur en eau résiduelle nulle, raison pour laquelle θ_r a également été fixé à zéro pour la PTF de Rawls & Brakensiek.

Pour évaluer l'impact de la modification apportée par Weynants et al. (2009), la PTF originale de Vereecken et al. (1989) a également été testée. Cette PTF, développée pour des sols belges, utilise la contrainte $m = 1$ dans le modèle de van Genuchten. Avec cette contrainte, des valeurs de n inférieures à 1 peuvent être obtenues, ce qui est incompatible avec le modèle van Genuchten-Mualem utilisé dans HYDRUS-1D.

Pour permettre une comparaison cohérente entre toutes les PTF, une procédure d'ajustement a été mise en œuvre. Les paramètres θ_r , θ_s , α et n ont d'abord été calculés selon les équations de Vereecken et al. (1989) avec $m = 1$ pour générer une courbe de rétention initiale. Ensuite, ces quatre paramètres ont été réestimés simultanément par ajustement en imposant la contrainte standard $m = 1 - 1/n$. Cette approche permet de conserver la forme générale de la courbe de rétention prédite par Vereecken tout en garantissant des paramètres compatibles avec le modèle van Genuchten-Mualem utilisé dans la modélisation inverse.

L'ensemble des formules des PTF se trouve en annexe A.

4.8.2 Estimation de la conductivité hydraulique à saturation

Pour estimer la conductivité hydraulique à saturation, plusieurs PTF ont été sélectionnées en s'appuyant sur la comparaison d'Abdelbaki et al. (2009), qui ont évalué la performance de différentes PTF pour des sols américains en les classant selon leur complexité. Les PTF simples retenues sont basées uniquement sur la texture du sol, tandis que les PTF complexes intègrent également la densité apparente et la teneur en matière organique. Cette même méthodologie a été appliquée en utilisant les données texturales provenant de deux bases de données pédologiques génériques (iSDAsoil et SoilGrids) ainsi que des mesures de laboratoire effectuées sur les échantillons du bas-fond, afin d'évaluer les PTF les plus pertinentes dans le contexte des sols du Bénin.

Les PTF simples retenues sont Cosby et al. (1984), basée sur les teneurs en sable et argile, Dane & Puckett (1994) et Puckett et al. (1985), basées uniquement sur la teneur en argile, ainsi que Julia et al. (2004), basée sur la teneur en sable (version A).

Les PTF complexes incluent Rosetta (Schaap et al., 2001), utilisant la texture, la densité apparente et les teneurs en eau caractéristiques, Julia et al. (2004), intégrant sable, argile et matière organique (version B), Jabro (1992), utilisant limon, argile et densité apparente, Rawls & Brakensiek (1985), basée sur la texture et la porosité calculée à partir de la densité apparente, Vereecken et al. (1990), intégrant texture, matière organique et densité apparente, Weynants et al. (2009), utilisant sable, densité apparente et matière organique, ainsi que trois versions de Wösten. Wösten et al. (1999) utilise la texture, la densité apparente et la matière organique, tandis que Wösten et al. (2001) propose deux variantes, l'une basée sur limon et densité apparente (version A), l'autre sur argile, matière organique et densité apparente (version B).

Les équations détaillées de ces PTF sont présentées en annexe A.

4.9 Principe de la modélisation inverse

Dans le cadre de cette étude, la modélisation inverse a été réalisée à l'aide du logiciel HYDRUS-1D, en utilisant le modèle de van Genuchten-Mualem. Ce modèle requiert six paramètres hydrodynamiques : θ_r , θ_s , α (paramètre lié à la pression d'entrée d'air), n (paramètre de forme de la courbe de rétention), K_{sat} et λ (paramètre de connectivité des pores).

La modélisation inverse a permis d'optimiser uniquement les paramètres K_{sat} et α , considérés comme les plus sensibles et les plus difficiles à mesurer directement. Les quatre autres paramètres de van Genuchten ont été fixés à partir des estimations fournies par les quatre PTF sélectionnées (Rosetta, Weynants et al. (2009), Rawls & Brakensiek (1985) et Vereecken et al. (1989)). Pour ce qui est du paramètre λ , il a été fixé à 0,5, valeur standard couramment utilisée pour tous les types de sol dans le modèle van Genuchten-Mualem (Carsel & Parrish, 1988).

Le phénomène d'hystérèse, caractérisant la différence entre les courbes de drainage et d'imbibition, a été intégré dans la modélisation. En effet, pour un même potentiel matriciel, la teneur en eau est généralement plus élevée en phase de drainage qu'en phase d'humidification, en raison du piégeage d'air et de la géométrie irrégulière des pores. Pour prendre en compte ce phénomène, la relation $\alpha_{wet} = 2 \times \alpha_{dry}$ a été appliquée, où α_{dry} est le paramètre α utilisé pour la courbe de drainage principale et α_{wet} celui pour la courbe d'imbibition.

Les conditions aux limites ont été définies en fonction des caractéristiques hydrologiques du site. En surface, la condition « Atmospheric Boundary Conditions with Surface Layer » a été appliquée, permettant d'intégrer le flux hydrique journalier et l'hypothèse a été faite de ne pas prendre en compte le ruissellement. À la limite inférieure, une condition de « free drainage » a été imposée en raison de l'absence de données précises sur la nappe phréatique, bien que la présence d'une nappe peu profonde soit suspectée dans le bas-fond.

La période de calibration s'étend de mars à fin juin, correspondant au début de la saison des pluies. Cette période a été choisie car elle présente une variabilité significative de la teneur en eau de surface, favorable à l'optimisation des paramètres hydrauliques. De plus, le développement végétal est encore limité, minimisant l'impact de la transpiration et du système racinaire sur les dynamiques hydriques. Enfin, le faible développement végétal durant cette période réduit l'atténuation du signal radar par la canopée, améliorant la précision de l'estimation de l'humidité.

Les observations de teneur en eau, estimées par la méthode de El Hajj et al. (2017) ont été utilisées comme points de calibration. Avec une fréquence d'acquisition d'environ 12 jours, cela représente en moyenne dix points d'observation par période de calibration. La modélisation inverse a été appliquée sur la période mars-juin pour chacune des cinq années de la période 2021 et 2025.

Les valeurs moyennes de K_{sat} et α obtenues sur ces cinq années ont ensuite été utilisées pour réaliser une modélisation directe. La performance du modèle a été évaluée en comparant les teneurs en eau simulées avec les teneurs en eau observées par télédétection, permettant de valider la robustesse des paramètres optimisés.

5. Résultats et discussions

5.1 Propriétés physico-chimiques du sol

La Figure 11 présente une comparaison des propriétés texturales (argile, limon et sable) et de la densité apparente, estimées par les bases de données iSDAsoil et SoilGrids et mesurées au laboratoire. Les profondeurs d'échantillonnage des bases de données sont différentes. iSDAsoil fournit des estimations pour les 20 premiers centimètres du sol, tandis que SoilGrids et les analyses de laboratoire concernent les cinq premiers centimètres. L'ensemble des données brutes est présenté en annexe B.

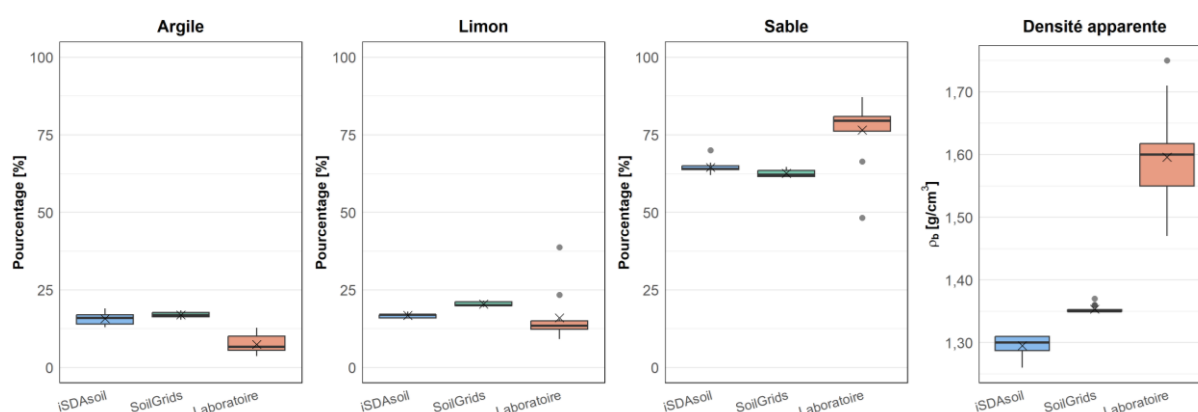


Figure 11 : Comparaison de la texture (argile, limon, sable) et de la densité apparente (ρ_b) entre iSDAsoil, SoilGrids et les mesures de laboratoire.

Les mesures de laboratoire indiquent une teneur moyenne en sable de $76,5 \pm 10,2$ % (moyenne $\pm$ écart-type spatial), supérieure aux estimations de SoilGrids ($62,6 \pm 1,1$ %) et d'iSDAsoil ($64,5 \pm 2,0$ %). Inversement, la fraction argileuse mesurée au laboratoire ($7,5 \pm 3,0$ %) est environ deux fois plus faible que celle estimée par SoilGrids ($17,0 \pm 0,1$ %) et iSDAsoil ($15,8 \pm 1,8$ %). Pour le limon, les mesures de laboratoire ($16,0 \pm 8,0$ %) se situent entre les estimations d'iSDAsoil ($16,8 \pm 0,1$ %) et de SoilGrids ($20,5 \pm 0,2$ %).

Ces différences s'expliquent par les méthodes d'analyse. Au laboratoire, la texture a été mesurée directement sur les échantillons par sédimentation et tamisage selon la norme NF X 31-107. En revanche, SoilGrids et iSDAsoil sont des modèles prédictifs qui estiment la texture à partir de données satellites et de bases de données globales ou continentales, sans mesure directe sur la zone d'étude.

Ces écarts sont cohérents avec d'autres études. En Inde, une comparaison entre SoilGrids et des mesures de laboratoire a montré que la base de données sous-estimait le sable jusqu'à environ 28 % et surestimait le limon et l'argile d'environ 14 % (Dandabathula et al., 2022). De même, Smets (2024) a observé qu'AfSIS (prédécesseur d'iSDAsoil) avait tendance à surestimer la teneur en argile et à sous-estimer les teneurs en sable et en limon.

Au-delà de ces différences de moyennes, les données de laboratoire présentent une variabilité beaucoup plus importante que les bases de données génériques (Figure 11). Les coefficients de variation des mesures de terrain sont jusqu'à 70 fois plus élevés que ceux des bases de données.

Cette forte variabilité reflète l'hétérogénéité spatiale réelle du sol à l'échelle de la parcelle. Les bases de données, ayant une résolution de 250 mètres pour SoilGrids et de 30 mètres pour iSDAsoil, fournissent une valeur moyenne sur une surface allant jusqu'à 6,25 hectares, lissant ainsi les variations locales. Les mesures ponctuelles de laboratoire capturent, en revanche, les variations fines de texture qui existent réellement sur le terrain.

Concernant la densité apparente, un écart de 23 % a été observé entre les estimations des bases de données et les mesures de laboratoire. Les mesures de laboratoire se situent dans la fourchette haute des densités apparentes typiques pour les sols de texture sandy loam, qui varient généralement entre 1,40 et 1,60 g/cm³ (Nyéki et al., 2017), tandis que les bases de données sous-estiment cette propriété.

Cet écart s'explique par deux facteurs principaux. D'une part, les modèles géospatiaux prédisent la densité à partir de la texture du sol, sans prendre en compte la compaction réelle du terrain liée au travail du sol. D'autre part, le prélèvement au cylindre de Kopecky peut légèrement compacter l'échantillon lors de la manipulation, notamment dans les sols sableux.

Malgré ces différences quantitatives significatives dans les proportions granulométriques et la densité apparente, l'analyse du triangle textural USDA révèle que les trois sources de données classent le sol dans la même catégorie texturale en tant que sandy loam (sablo-limoneux) (Figure 12). Les mesures de laboratoire positionnent toutefois les échantillons plus près de la limite inférieure de cette classe, à la frontière avec la catégorie loamy sand (limono-sableux), tandis que SoilGrids et iSDAsoil se situent plus au centre de la classe sandy loam.

L'impact de ces différences de texture et de densité apparente sur Ksat sera analysé à travers les estimations par fonctions de pédotransfert et par modélisation inverse.

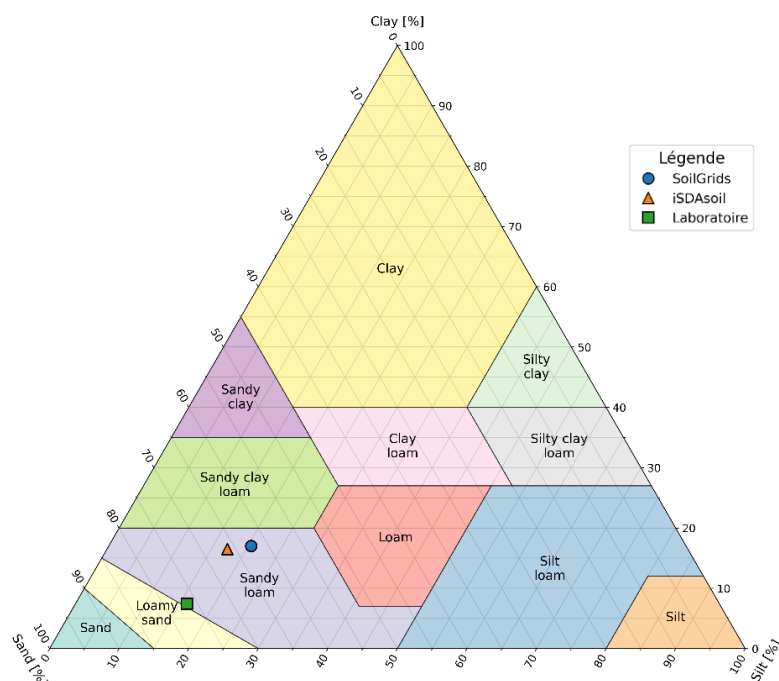


Figure 12 : Classification texturale USDA des sols du bas-fond de Boko selon trois sources de données : SoilGrids (●), iSDAsoil (▲), et mesures de laboratoire (■).

Le Tableau 7 présente les valeurs moyennes de pH et de matière organique mesurées par les trois sources de données. Le pH mesuré au laboratoire est plus élevé que les estimations d'iSDAsoil et de SoilGrids, classant le sol comme très légèrement alcalin plutôt que faiblement acide.

Concernant la matière organique, les valeurs sont relativement faibles pour l'ensemble des sources. Le laboratoire et iSDAsoil convergent, tandis que SoilGrids sous-estime légèrement cette propriété. La forte variabilité des mesures de laboratoire (CV = 46 %) contraste avec la faible variabilité des estimations à partir des bases de données génériques (CV < 15 %), reflétant l'hétérogénéité spatiale à l'échelle de la parcelle. Ces valeurs sont cohérentes avec les sols sablo-limoneux, qui présentent généralement des teneurs en matière organique comprises entre 1 et 3 % selon les pratiques culturales (Magdoff, 1993 ; Guzman et al., 2020 ; Danuso et al., 2023).

Tableau 7 : Comparaison du pH H₂O et de la matière organique entre les trois sources de données

Base de données	pH H ₂ O [-]	Matière organique [%]
iSDAsoil	6,09 ± 0,07	3,33 ± 0,11
SoilGrids	6,16 ± 0,05	2,39 ± 0,26
Laboratoire	7,16 ± 0,48	3,58 ± 1,66

5.2 Estimation des paramètres hydriques du sol par PTF

La Figure 13 présente les courbes de rétention en eau obtenues pour quatre PTF (Rosetta (2001), Weynants et al. (2009), Rawls & Brakensiek (1985) et Vereecken et al. (1989) selon les trois sources de données. Les valeurs des paramètres hydrauliques associés (θ_r , θ_s , α , n) sont disponibles en annexe C.

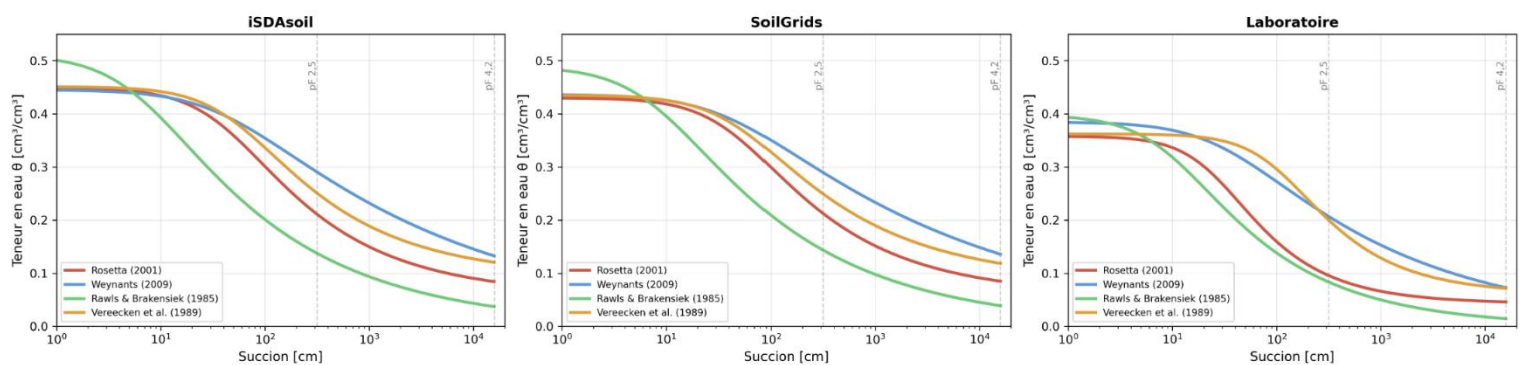


Figure 13 : Courbes de rétention en eau moyennes des douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko estimées par quatre PTF (Rosetta (2001), Weynants et al. (2009), Rawls & Brakensiek (1985) et Vereecken et al. (1989)) pour trois sources de données pédologiques (iSDAsoil, SoilGrids et laboratoire).

Les teneurs en eau à saturation varient entre 0,35 et 0,51 cm³/cm³ selon la PTF et la source, ce qui est cohérent avec les valeurs attendues pour un sandy loam, généralement comprises entre 0,40 et 0,45 cm³/cm³ (Fan et al., 2018 ; Klopp & Bly, 2024). Les valeurs issues des données de laboratoire sont systématiquement plus faibles (0,36 à 0,39 cm³/cm³), ce qui s'explique par la densité apparente plus élevée mesurée sur le terrain. Les teneurs en eau résiduelle restent faibles

(0 à 0,12 cm³/cm³), également plausibles pour ce type de texture, avec une valeur typique d'environ 0,065 cm³/cm³ pour les sandy loam (Carsel & Parrish, 1988 ; Fan et al., 2018).

Le paramètre α , inversement proportionnel à la pression d'entrée d'air, varie fortement entre PTF. Rawls & Brakensiek (1985) donne des valeurs de α nettement plus élevées (0,10 à 0,16 cm⁻¹) que les autres PTF, ce qui explique la chute plus rapide de la teneur en eau observée sur les courbes. Le paramètre n , qui contrôle la pente de la courbe, varie entre 1,2 et 1,7, ce qui influence la forme de la transition entre saturation et désaturation du sol.

Les différences entre iSDAsoil et SoilGrids restent faibles pour l'ensemble des paramètres, confirmant la similarité de ces deux sources. Les données de laboratoire se distinguent principalement par des θ_s plus faibles et des valeurs de α légèrement plus élevées pour Rosetta (2001) et Weynants et al. (2009), traduisant un sol plus sableux qui se désature plus rapidement.

Il est à noter que la PTF de Vereecken et al. (1989) diffère des autres par l'utilisation de la contrainte $m = 1$ dans l'équation de van Genuchten. Pour permettre la comparaison avec les autres PTF, un ajustement vers la formulation standard ($m = 1 - 1/n$) a été réalisé. Les courbes originales et ajustées sont présentées en annexe C.

5.3 Variabilité temporelle du flux hydrique

La Figure 14 présente l'évolution du flux hydrique journalier en surface en 2024 et 2025. Les périodes sèches et humides se distinguent nettement, avec des valeurs négatives lorsque l'évapotranspiration dépasse les précipitations ce qui crée un déficit pour le sol. Durant la saison sèche (novembre à mars), l'évapotranspiration est faible en raison de la rareté des précipitations et de l'absence de végétation active. L'évapotranspiration augmente progressivement avec le retour des pluies en avril-mai. Ces données de flux hydrique seront utilisées comme données d'entrée pour la modélisation inverse de Ksat. Les graphiques détaillés d'évapotranspiration et de précipitations sont disponibles en annexe D.

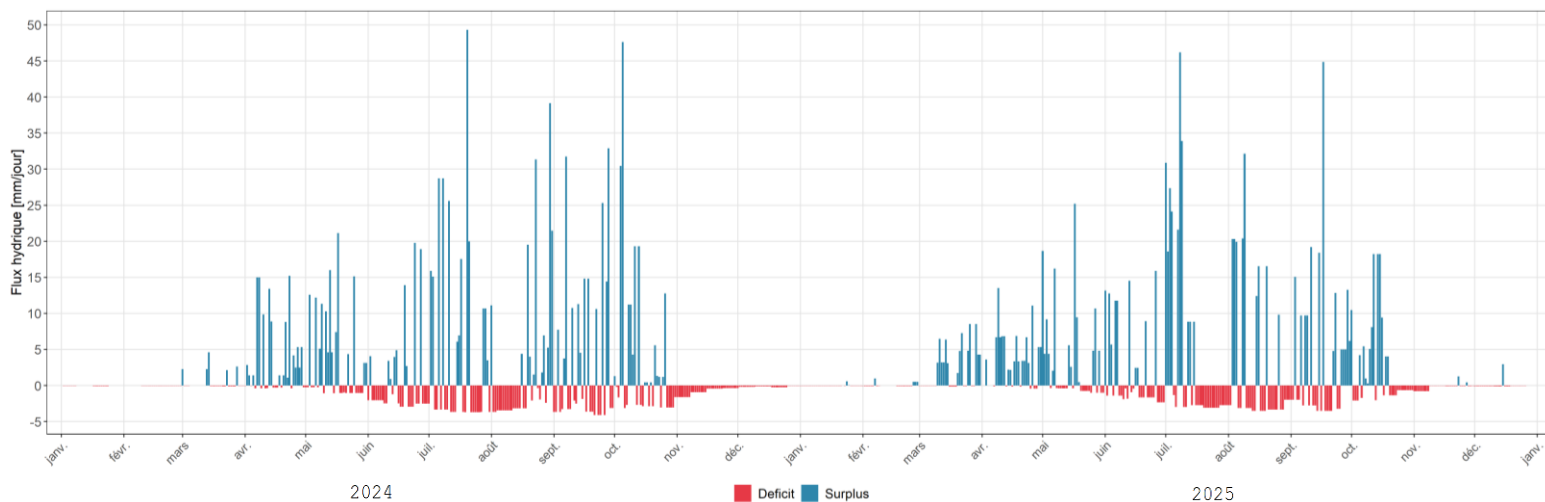


Figure 14 : Flux hydrique journalier moyen des douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko en 2024 et 2025.

5.4 Suivi de l'humidité du sol par télédétection

La Figure 15 présente l'évolution temporelle de la teneur en eau volumétrique du sol en surface, estimée par la méthode El Hajj et al. (2017). La moyenne des 12 points de mesure sur la période 2024-2025 s'établit à 18,75 %. La variabilité temporelle est marquée, avec une alternance entre les périodes sèches et humides. Des variations rapides de la teneur en eau apparaissent également en période humide, caractéristiques d'un sol très sableux qui se draine rapidement entre les événements pluvieux. L'évolution détaillée de la teneur en eau pour chacun des 12 points d'échantillonnage est présentée en annexe E.

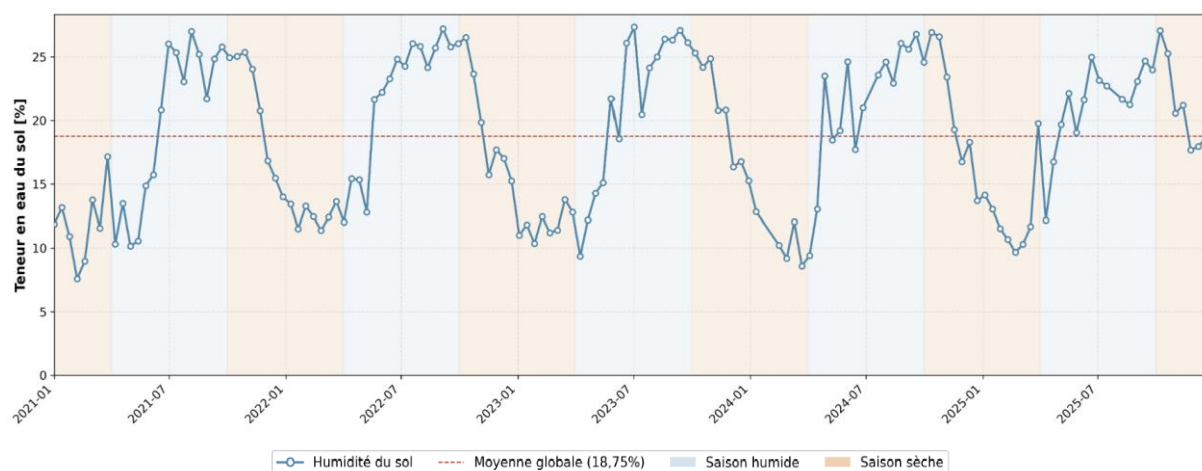


Figure 15 : Évolution temporelle de la teneur en eau volumétrique moyenne des douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko sur la période 2021-2025.

5.5 Détermination de la conductivité à saturation

Dans cette section sont présentés les résultats de K_{sat} obtenus par différentes fonctions de pédotransfert, l'infiltromètre à minidisque, les mesures de laboratoire et la modélisation inverse.

5.5.1 Infiltromètre à minidisque

La conductivité hydraulique à saturation a été déterminée selon la méthodologie décrite à la section 4.6. La Figure 16 présente l'infiltration cumulée en fonction de la racine carrée du temps pour des suctions de -2 et -4 centimètres au point M4_P1. L'essai d'infiltration a été arrêté une fois que le régime permanent était atteint.

Les équations des courbes de tendance obtenues pour ces deux graphiques ont permis de calculer la conductivité hydraulique, le paramètre A étant sélectionné pour la classe texturale sandy loam (cf. section 5.1). Une fois les conductivités hydrauliques déterminées pour chaque valeur de succion, la conductivité hydraulique à saturation et le paramètre α de Gardner ont pu être calculés.

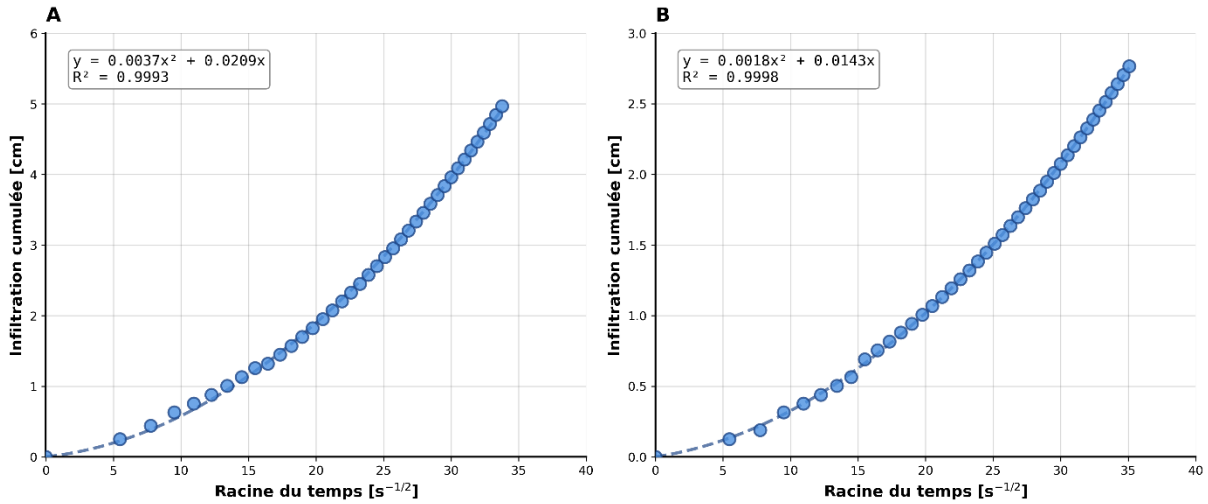


Figure 16 : Infiltration cumulée en fonction de la racine carrée du temps au point M4_P1. **A** - Succion de -2 cm. **B** - Succion de -4 cm.

La Figure 17 présente les valeurs de Ksat moyennes pour les douze points d'échantillonnage accompagnées de leur écart-type. Les résultats montrent une variabilité spatiale importante, avec des valeurs allant de 79 à 405 cm/j, reflétant l'hétérogénéité locale du sol liée à la compaction, à la présence de macropores ou à l'effet des systèmes racinaires.

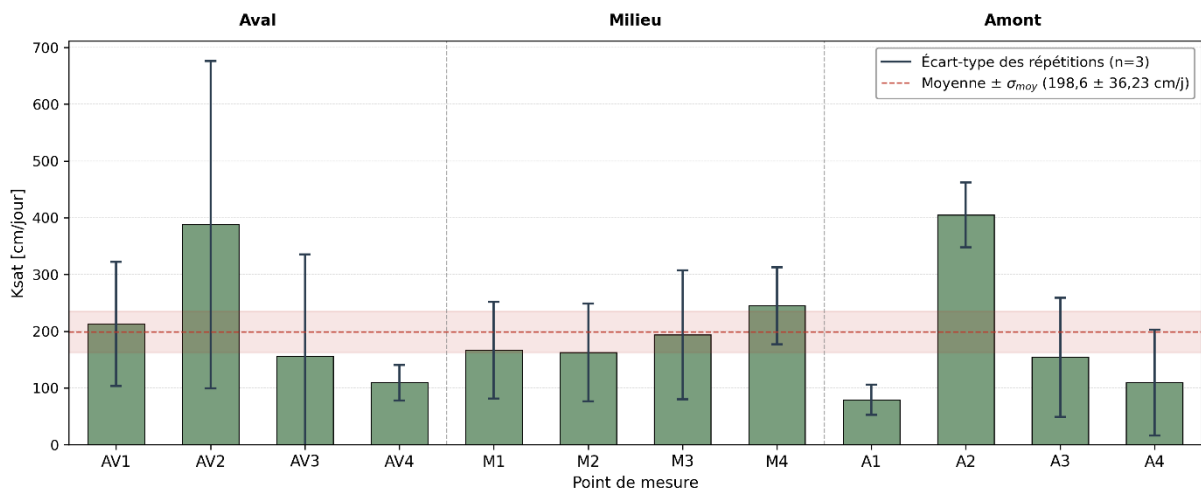


Figure 17 : Conductivité hydraulique à saturation mesurée par infiltromètre à minidisque pour les douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko. L'écart-type (σ) représente la variabilité spatiale locale au point d'échantillonnage.

La classe texturale étant homogène sur l'ensemble du bas-fond, les 36 essais ont été moyennés pour déterminer une conductivité hydraulique à saturation représentative et limiter l'influence de l'hétérogénéité spatiale. L'ensemble des résultats (Ksat et paramètre α de Gardner) pour chaque point est présenté en annexe F.

Plusieurs facteurs peuvent expliquer la forte variabilité observée entre les réplicats d'un même point et entre les douze points d'échantillonnage. Premièrement, le faible diamètre du disque d'infiltration de 4,5 cm réduit le volume de sol représenté par la mesure, rendant celle-ci très sensible à l'hétérogénéité locale telle que la présence de macropores, d'agrégats, de racines fines ou d'irrégularités de surface. Deuxièmement, les conditions climatiques durant les mesures ont pu influencer les résultats. Les températures élevées au Bénin favorisent

l'évaporation depuis le réservoir, pouvant entraîner une surestimation du taux d'infiltration réel dans le sol. Troisièmement, la procédure de remplissage du réservoir constitue une source de biais. Lorsque le tube se vide avant que le régime permanent ne soit atteint, le remplissage interrompt temporairement l'infiltration et peut perturber le contact entre le disque et la surface du sol, affectant la continuité de la mesure.

Malgré ces limitations, la moyenne obtenue sur 36 essais permet de réduire l'influence de ces biais aléatoires et fournit une estimation robuste de K_{sat} . Les incertitudes liées à l'utilisation de l'appareil n'ont pas été quantifiées, aucune spécification officielle n'étant disponible pour celui-ci. Elles sont néanmoins supposées négligeables devant la variabilité spatiale observée, qui constitue la source dominante de l'incertitude sur la moyenne globale, combinant variabilité spatiale entre points et répétabilité des mesures.

Les valeurs moyennes obtenues sont $K_{sat} = 198,6 \pm 36,2 \text{ cm/j}$ et $\alpha = 0,3058 \pm 0,0939 \text{ cm}^{-1}$. Ces valeurs seront confrontées aux résultats issus des mesures de laboratoire, des fonctions de pédotransfert et de la modélisation inverse.

A partir de ces deux paramètres, la courbe de conductivité hydraulique moyenne a été construite selon le modèle de Gardner (1958) (Figure 18).

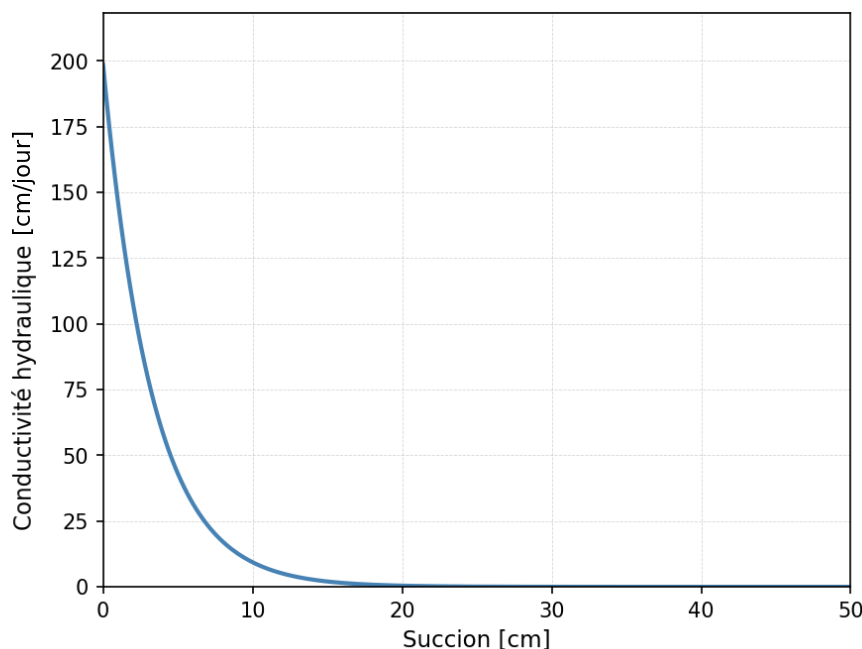


Figure 18 : Courbe de conductivité hydraulique moyenne des sols du bas-fond de Boko selon le modèle de Gardner (1958).

5.5.2 Laboratoire

Les valeurs de Ksat mesurées au laboratoire avec le Ksat METER pour les six points d'échantillonnage sont présentées à la Figure 19, en distinguant les trois échantillons P1, P2 et P3 prélevés à environ 30 cm de distance les uns des autres.

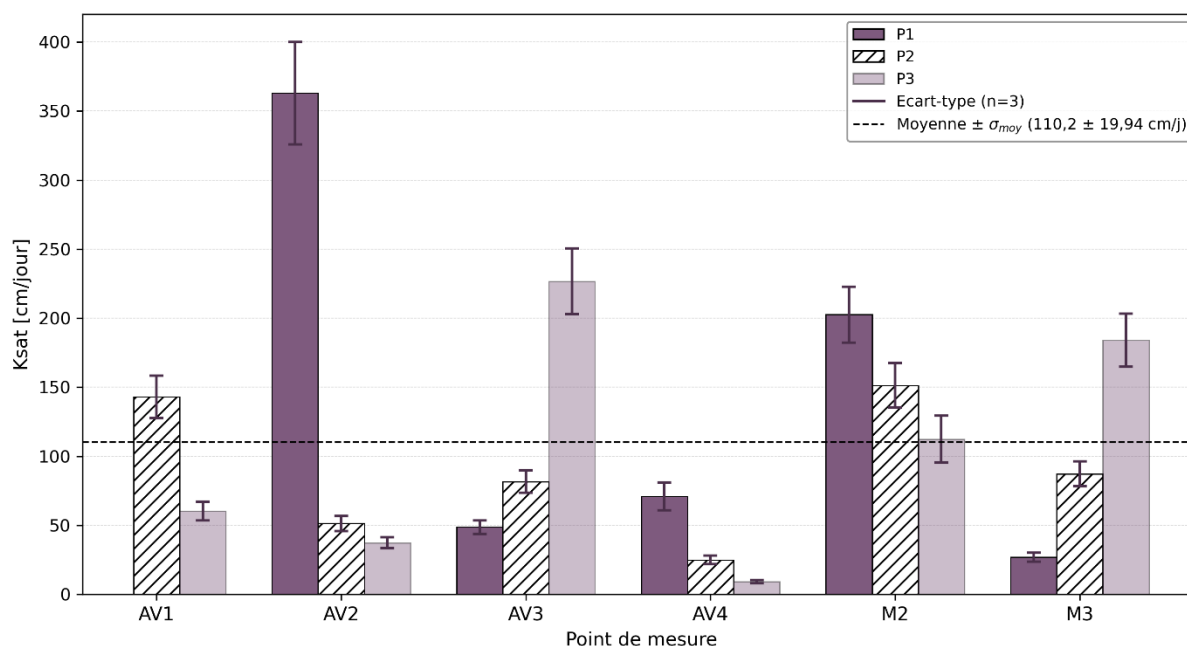


Figure 19 : Conductivité hydraulique à saturation mesurée au laboratoire avec le Ksat METER pour les six points d'échantillonnage du bas-fond de Boko, distinguant les trois échantillons par point (P1, P2, P3). L'écart-type représente l'incertitude instrumentale.

Les valeurs varient fortement d'un échantillon à l'autre au sein d'un même point, notamment au point AV2 où P1 atteint 363 cm/j contre 37 cm/j pour P3, et au point AV3 où la tendance inverse est observée avec P3 à 227 cm/j contre 49 cm/j pour P1. Cette variabilité spatiale à courte distance reflète l'hétérogénéité naturelle des sols. L'incertitude instrumentale a été retenue à 10 % de la valeur mesurée par précaution, le fabricant indiquant une précision de base de 2 % pouvant atteindre 10 % selon les conditions de mesure (METER Group™, s. d.-b).

L'incertitude sur la moyenne globale combine deux sources selon un modèle additif quadratique. La première est l'incertitude liée à la variabilité spatiale entre les six points de mesure, estimée à partir de leur écart-type (43,8 cm/j) rapporté au nombre de points, soit 17,9 cm/j. La seconde est l'incertitude de mesure par point, combinant la variabilité entre les trois réplicats et l'incertitude instrumentale estimée à 10 % de la valeur mesurée, soit 8,86 cm/j. Ces deux composantes combinées quadratiquement donnent une incertitude totale sur la moyenne de 19,9 cm/j, soit une Ksat globale de $110,2 \pm 19,9$ cm/j.

Cette valeur est inférieure à celle obtenue par infiltromètre à minidisque ($198,6 \pm 36,2$ cm/j), soit un écart d'environ 55 %. Bien que les deux méthodes restent dans le même ordre de grandeur, cette différence s'explique par leur nature respective. L'infiltromètre mesure in situ dans des conditions non perturbées, tandis que le prélèvement au cylindre peut induire un léger compactage et modifier la structure du sol. Les mesures n'ayant pas été réalisées aux mêmes emplacements exacts, la variabilité spatiale naturelle du sol contribue également à cet écart.

5.5.3 Fonction de pédotransfert

La Figure 20 présente les valeurs de Ksat estimées par treize PTF pour trois sources de données d'entrée que sont iSDAsoil, SoilGrids et les données texturales de laboratoire. Ces PTF sont regroupées en PTF simples, qui n'utilisent que les données texturales, et en PTF complexes, qui prennent également en compte la densité apparente et la matière organique. Les barres d'erreur affichées représentent la variabilité spatiale entre les 12 points d'échantillonnage. Les valeurs détaillées par PTF et par source de données sont présentées en annexe G.

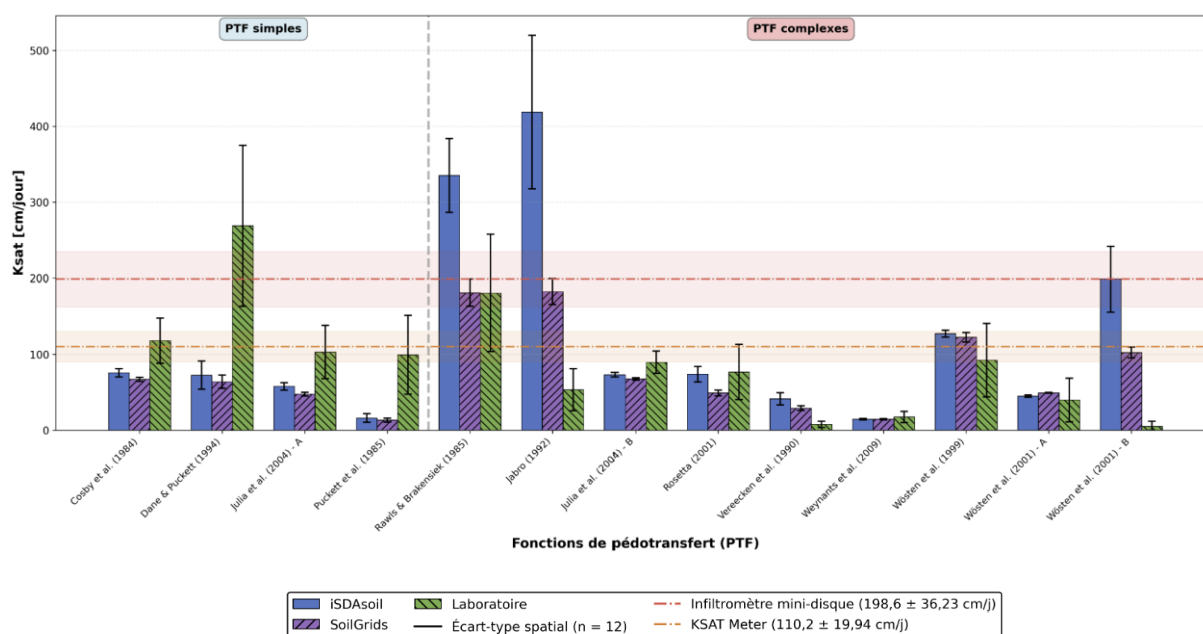


Figure 20 : Conductivité hydraulique à saturation moyenne des douze points d'échantillonnage du bas-fond de Boko, estimée par treize PTF pour trois sources de données pédologiques (iSDAsoil, SoilGrids et données de laboratoire). L'écart-type représente la variabilité spatiale entre les douze points.

Les valeurs de Ksat estimées par les treize PTF montrent une forte disparité, allant de 14 cm/j pour Weynants et al. (2009) à plus de 400 cm/j pour Jabro (1992). Certaines PTF surestiment Ksat, avec des moyennes dépassant 200 cm/j pour Rawls & Brakensiek (1985) et Jabro (1992), tandis que Weynants et al. (2009) et Vereecken et al. (1990) produisent des estimations inférieures à 30 cm/j, bien en dessous des valeurs mesurées sur le terrain. Cette variabilité importante est cohérente avec les études comparatives menées sur de vastes bases de données (Abdelbaki et al., 2009 ; Weihermüller et al., 2021). La sous-estimation par Weynants et al. (2009) a également été rapportée par Abdelbaki et al. (2009), confirmant sa tendance systématique à produire des valeurs faibles. Cette amplitude traduit bien l'hétérogénéité des réponses des différentes PTF et confirme que ces relations ne sont pas interchangeables.

Ces écarts s'expliquent en partie par les différences de texture entre les trois sources de données. iSDAsoil et SoilGrids présentent des teneurs en argile proches (15,8 % et 17,0 %) et des teneurs en sable similaires (64,5 % et 62,5 %), ce qui se traduit par des estimations généralement cohérentes entre ces deux sources. Les données de laboratoire indiquent en revanche un sol plus sableux (76,5 % de sable) et moins argileux (7,5 % d'argile). Pour les PTF sensibles à la teneur en argile, comme Dane & Puckett (1994) et Puckett et al. (1985), cette différence se répercute directement sur les estimations, avec des valeurs issues des données de laboratoire nettement

plus élevées (269 cm/j et 100 cm/j respectivement). Cependant, la texture seule n'explique pas tous les écarts observés, notamment entre iSDAsoil et SoilGrids pour certaines PTF complexes.

En effet, Rawls & Brakensiek (1985) et Jabro (1992) sont parmi les rares PTF à montrer des écarts marqués entre iSDAsoil et SoilGrids, malgré des textures globalement similaires. Cette sensibilité s'explique par leur dépendance à la densité apparente, une différence modérée entre iSDAsoil (1,30 g/cm³) et SoilGrids (1,35 g/cm³), peut être amplifiée par la structure non linéaire de ces formules, conduisant à des écarts de Ksat disproportionnés par rapport aux autres PTF.

L'analyse des écarts-types spatiaux révèle également des différences entre les trois sources. SoilGrids tend à présenter des barres d'erreur plus faibles pour la majorité des PTF, ce qui pourrait être interprété à tort comme un signe de meilleure précision. Cette faible variabilité s'explique en réalité par la résolution spatiale de 250 m de SoilGrids, qui lisse la variabilité locale du sol et sous-représente l'hétérogénéité réelle du site. iSDAsoil, avec une résolution de 30 m, capture davantage cette variabilité spatiale et produit des écarts-types plus représentatifs des conditions de terrain. Les données de laboratoire, fondées sur les propriétés texturales mesurées directement sur les 12 points d'échantillonnage, reflètent quant à elles la variabilité effective du sol au sein du bas-fond.

Parmi les PTF testées, Wösten et al. (1999) ressort comme l'une des plus cohérentes, car ses estimations restent relativement proches selon la source de données utilisée. Ses valeurs se situent dans un intervalle intermédiaire, autour de 90 à 130 cm/j selon les jeux de données, ce qui la place plus près des deux références de terrain que la plupart des autres PTF. Cette relative stabilité suggère une sensibilité modérée aux variations des intrants, ce qui constitue un avantage dans un contexte où les propriétés du sol sont elles-mêmes incertaines. Wösten et al. (1999) ne reproduit pas parfaitement les mesures, mais évite les surestimations observées avec d'autres formules.

La comparaison avec les mesures de terrain souligne la difficulté d'identifier une PTF clairement supérieure aux autres. Les larges barres d'erreur, combinées aux incertitudes associées aux références de terrain, conduisent à des intervalles qui se chevauchent entre les PTF et entre les sources de données. Les écarts observés traduisent à la fois la sensibilité des formules aux propriétés utilisées en entrée et les limites liées à leur domaine de validité. Dans ce contexte, la majorité des PTF produisent des estimations du même ordre de grandeur que les références terrain, ce qui témoigne de leur pertinence générale pour ce type de sol. Cependant, le choix d'une PTF optimale reste très incertain, car les performances relatives dépendent à la fois de la source de données utilisée en entrée, de la structure de la formule et de son domaine de calibration original. Les résultats obtenus ici ne permettent donc pas de désigner une PTF unique comme la plus adaptée à l'ensemble de la zone d'étude.

5.5.4 Modélisation inverse

La Figure 21 montre les cinq périodes (mars-juin, 2021-2025) utilisées comme données d'entrée pour la modélisation inverse. Chaque période comprend dix observations de teneur en eau du sol estimées par télédétection, à l'exception de 2021 qui en compte onze.

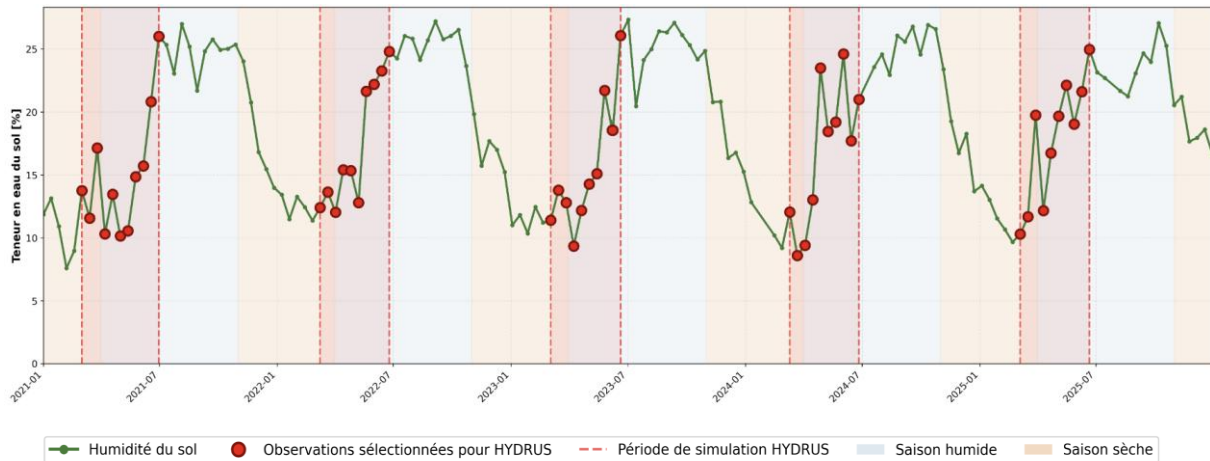


Figure 21 : Évolution de la teneur en eau du sol estimée par télédétection et périodes utilisées comme données d'entrée pour la modélisation inverse.

Sur la base des teneurs en eau estimées tous les 12 jours, du flux hydrique journalier et des paramètres de van Genuchten fournis par les PTF, une modélisation inverse a été réalisée pour optimiser les paramètres K_{sat} et α .

La Figure 22 compare les valeurs de K_{sat} obtenues par modélisation inverse et estimées directement par les quatre PTF, dont les résultats proviennent de la section 5.2, pour chacune des trois sources de données pédologiques. Les valeurs issues de la modélisation inverse correspondent à la moyenne des paramètres optimisés sur les cinq périodes mars-juin (2021-2025) et les douze points d'échantillonnage. Les lignes horizontales indiquent les valeurs de référence mesurées par l'infiltromètre à minidisque ($198,6 \pm 36,2$ cm/j) et par le K_{sat} METER en laboratoire ($110,2 \pm 19,9$ cm/j), dont les bandes colorées matérialisent les incertitudes associées. Les résultats détaillés par année sont présentés en annexe H.

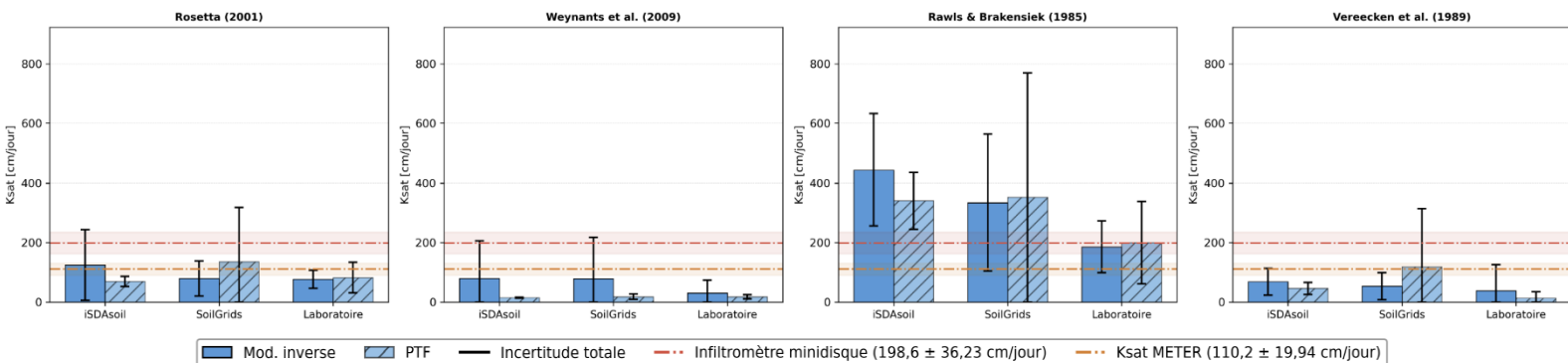


Figure 22 : Conductivité hydraulique à saturation estimée par modélisation inverse et par quatre PTF pour trois sources de données pédologiques.

Pour la modélisation inverse, les barres d'erreur représentent une incertitude combinée, estimée par addition quadratique. Elles associent la variabilité spatiotemporelle observée entre les estimations issues des douze points et des cinq périodes considérées pour la modélisation inverse, ainsi que l'erreur standard moyenne issue de l'optimisation sous HYDRUS-1D. Cette dernière traduit l'incertitude numérique liée à la convergence de l'algorithme d'optimisation pour chaque simulation individuelle. Les incertitudes liées à la teneur en eau, à l'évapotranspiration et aux précipitations ont été jugées négligeables et n'ont donc pas été prises en compte dans le calcul de l'incertitude totale. Par ailleurs, les incertitudes propres aux PTF sur l'estimation de K_{sat} n'ont pas été intégrées dans cette étape, puisque K_{sat} est directement recalibré par la modélisation inverse sous HYDRUS-1D.

Pour les PTF directes, les incertitudes sur les paramètres d'entrée ont d'abord été caractérisées selon la source de données. Pour iSDAsoil, elles sont issues des écarts-types fournis directement par le produit. Pour les données de laboratoire, elles sont issues des incertitudes analytiques fournies par le laboratoire d'analyse. Pour SoilGrids, les incertitudes ont été caractérisées à partir des quantiles $Q_{0,05}$ et $Q_{0,95}$ fournis par le produit, à partir desquels une distribution bêta a été ajustée pour chaque paramètre et chaque point. Ces distributions ont ensuite été utilisées pour propager les incertitudes via une simulation de Monte Carlo de 10 000 tirages, valeur retenue comme compromis entre le temps de calcul et la stabilité des résultats. Cette simulation produit pour chaque point et chaque PTF une distribution de valeurs de K_{sat} . Les barres d'erreur représentent finalement l'incertitude totale combinée selon un modèle additif quadratique, intégrant la propagation des incertitudes sur les paramètres d'entrée et la variabilité spatiale entre les douze points d'échantillonnage.

Les valeurs de K_{sat} estimées par modélisation inverse par les quatre PTF présentent des résultats allant de 30 à 440 cm/j selon la fonction et la source de données utilisées. La PTF de Rawls & Brakensiek (1985) se distingue par des estimations élevées avec iSDAsoil et SoilGrids, atteignant près de 330 et 440 cm/j respectivement, soit au-delà de la valeur mesurée par l'infiltromètre à minidisque. Avec les données texturales mesurées en laboratoire, Rawls & Brakensiek (1985) produit des estimations plus modérées, comprises entre 170 et 190 cm/j, proche de la fourchette des mesures directes. Les trois autres PTF (Rosetta (2001), Vereecken et al. (1989), et Weynants et al. (2009)) produisent des estimations plus faibles.

Les barres d'erreur révèlent des différences notables selon la source de données. SoilGrids présente les incertitudes les plus larges pour la majorité des PTF, ce qui reflète les larges intervalles $Q_{0,05}$ - $Q_{0,95}$ fournis par ce produit et traduit une incertitude importante à l'échelle locale. Cette limite est cohérente avec les travaux de Buenemann et al. (2023), qui montrent que les cartes de sols globales, dont SoilGrids, présentent des précisions de texture de surface inférieures à 42 % en contexte africain, remettant en question leur utilisation à l'échelle locale. iSDAsoil, développé spécifiquement pour l'Afrique à une résolution de 30 m, produit des incertitudes plus modérées et apparaît comme la source de données génériques la plus adaptée au contexte de ce bas-fond. Les données de laboratoire présentent quant à elles les incertitudes les plus faibles, ce qui est attendu puisqu'elles reposent sur des mesures directes aux douze points d'échantillonnage, sans biais lié à une interpolation spatiale.

La comparaison entre les valeurs estimées par les PTF et celles obtenues par modélisation inverse révèle des niveaux de cohérence très variables selon la PTF considérée. Rosetta (2001) montre la meilleure convergence entre les deux approches, avec des écarts généralement inférieurs à 50 cm/j quelle que soit la source de données. Weynants et al. (2009) présente en revanche la divergence la plus marquée. La PTF directe estime des valeurs de l'ordre de 15 cm/j, tandis que la modélisation inverse produit des valeurs de 78-80 cm/j pour iSDAsoil et SoilGrids, et de 30 cm/j pour les données de laboratoire. Cette sous-estimation systématique suggère que la PTF de Weynants et al. (2009), développée sur des sols européens, ne capture pas adéquatement les propriétés structurales des sols tropicaux du bas-fond béninois. Rawls & Brakensiek (1985) présente quant à elle une forte sensibilité à la source de données, avec des valeurs très élevées pour iSDAsoil et SoilGrids (330-470 cm/j) contrastant avec des estimations plus modérées pour les données de laboratoire, illustrant l'influence déterminante de la qualité des données d'entrée sur les résultats de cette PTF.

La comparaison ne permet pas d'identifier une combinaison PTF et source de données clairement optimale, en raison des larges incertitudes qui caractérisent à la fois les estimations par modélisation inverse et les PTF directes. Néanmoins, la combinaison Rawls & Brakensiek (1985) avec les données de laboratoire semble se distinguer favorablement. Ses estimations se situent dans la fourchette des mesures directes de terrain et l'incertitude associée à la modélisation inverse y est parmi les plus faibles observées. Des études complémentaires sur des bas-fonds aux caractéristiques pédologiques similaires permettraient de déterminer si cette tendance se confirme.

Le paramètre α du modèle de van Genuchten-Mualem, qui contrôle la position de la courbe de rétention hydrique, a également été optimisé par modélisation inverse (Figure 23). Cette figure compare les valeurs de α obtenues par modélisation inverse et estimées directement par les quatre PTF. Comme pour K_{sat} , les valeurs issues de la modélisation inverse correspondent à la moyenne des paramètres optimisés sur les cinq périodes mars-juin (2021-2025) et sur les douze points d'échantillonnage. Les incertitudes ont été calculées selon la même approche que pour l'estimation des incertitudes de K_{sat} . Les résultats détaillés pour chaque année sont présentés en annexe H.

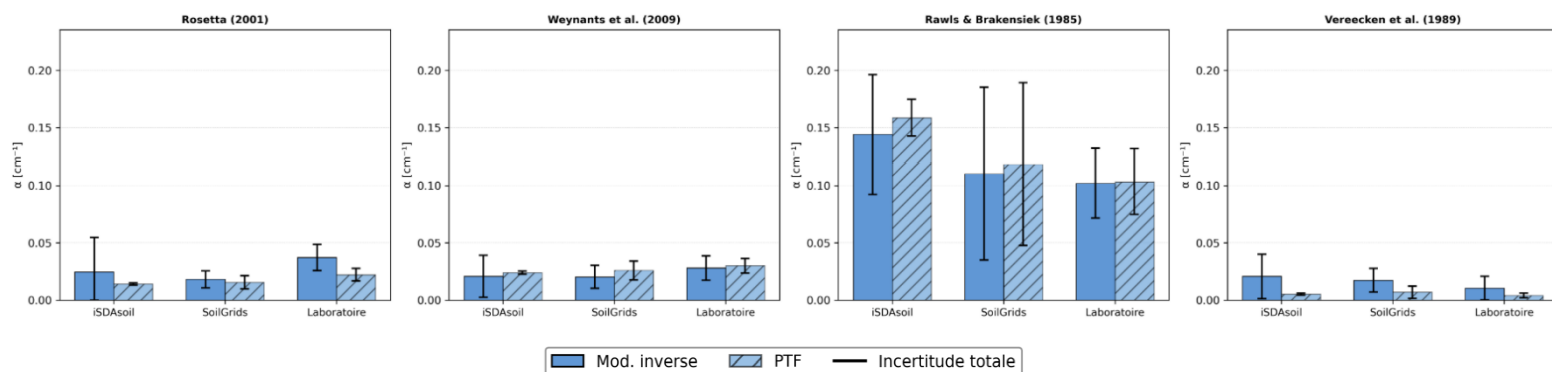


Figure 23 : Paramètre α de l'équation de rétention de van Genuchten estimé par modélisation inverse et par quatre PTF selon trois sources de données pédologiques.

Les résultats montrent une bonne cohérence entre la modélisation inverse et trois PTF avec de faibles écart-types (Rosetta (2001), Vereecken et al. (1989), et Weynants et al. (2009)), avec des valeurs comprises entre 0,02 et 0,03 cm⁻¹, inférieures à la valeur typique des sandy loam d'environ 0,075 cm⁻¹ (Carsel & Parrish, 1988), suggérant que le sol du bas-fond retient l'eau à des succions plus élevées qu'attendues pour cette classe texturale.

La PTF de Rawls & Brakensiek (1985) se distingue nettement avec des valeurs jusqu'à sept fois plus élevées que les autres estimations. Cette surestimation s'explique par la façon dont cette PTF réagit à la texture du sol. Elle est particulièrement sensible à la forte porosité et à la faible teneur en argile, deux caractéristiques typiques des sols sableux du bas-fond. Sa formulation mathématique amplifie ces effets, produisant des valeurs de α anormalement élevées pour ce type de sol. Ce comportement est cohérent avec les observations de Hodnett & Tomasella (2002), qui montrent que la PTF de Rawls & Brakensiek (1985), développée sur sols tempérés, doit être appliquée avec précaution aux sols tropicaux.

L'influence de la source de données est également visible. iSDAsoil et SoilGrids donnent des résultats cohérents pour toutes les PTF sauf Rawls & Brakensiek (1985), car leurs teneurs en argile sont proches. Les données de laboratoire, plus sableuses, produisent des valeurs de α légèrement plus élevées pour toutes les PTF, avec un écart particulièrement marqué pour Rawls & Brakensiek (1985).

5.5.5 Performance de la modélisation inverse

Pour évaluer la performance de la modélisation inverse, une simulation directe a été réalisée en utilisant les paramètres K_{sat} et α optimisés, combinés aux autres paramètres issus de chaque PTF. Les paramètres d'hystérèse ont été appliqués de manière cohérente dans cette simulation directe, conformément à la configuration utilisée lors de la modélisation inverse. La Figure 24 compare les résultats obtenus pour la combinaison Vereecken et al. (1989) avec les données de laboratoire. La Figure 24A montre la série temporelle complète sur la période 2021–2025, où les teneurs en eau simulées correspondent aux sorties du modèle HYDRUS-1D et les teneurs en eau observées aux estimations issues de la méthode d'El Hajj et al. (2017). La Figure 24B présente le nuage de points observé vs simulé accompagné du r (coefficient de corrélation) et du RMSE (Root Mean Square Error).

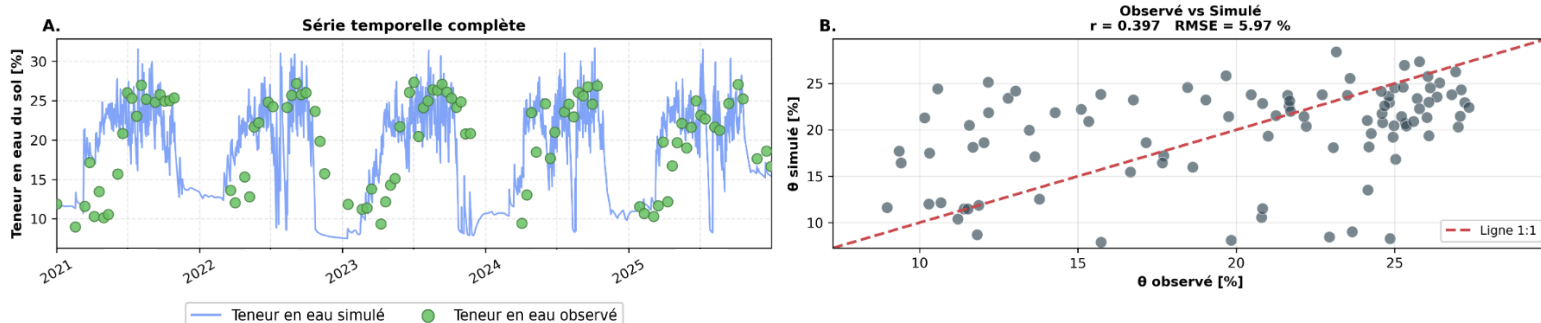


Figure 24 : Validation des simulations HYDRUS-1D par comparaison avec les teneurs en eau observées par la méthode d'El Hajj et al. (2017) dans le bas-fond de Boko en utilisant les paramètres de van Genuchten issus de la PTF de Vereecken et al. (1989) avec données texturales de laboratoire. **A.** Série temporelle 2021-2025. **B.** Corrélation observé vs simulé.

Le Tableau 8 présente les indicateurs statistiques de performance pour les douze combinaisons. Le RMSE quantifie la racine de l'écart quadratique moyen entre les valeurs simulées et observées, le MAE mesure l'erreur absolue moyenne, et le biais indique la tendance systématique du modèle à surestimer ou sous-estimer les observations. Le coefficient de corrélation évalue la concordance entre les séries temporelles simulées et observées.

Tableau 8 : Indicateurs statistiques de performance pour les douze combinaisons testées dans la validation des simulations HYDRUS-1D par comparaison avec les observations d'El Hajj et al. (2017)

PTF	Source	RMSE [%]	MAE [%]	Biais [%]	r [-]	$\theta_{\text{moy}} \text{ simulé } [\%]$
Rosetta (2001)	iSDAsoil	7,13	5,57	-3,51	0,403	23,90
	Soilgrids	7,46	5,98	-4,22	0,375	25,04
	Laboratoire	8,09	6,80	4,99	0,278	15,01
Weynants et al. (2009)	iSDAsoil	13,32	12,03	-11,72	0,479	32,17
	Soilgrids	13,47	12,18	-11,85	0,478	31,72
	Laboratoire	9,65	8,22	-6,94	0,371	27,02
Rawls & Brakensiek (1985)	iSDAsoil	8,47	6,74	-3,88	0,276	24,32
	Soilgrids	8,33	6,66	-3,20	0,305	23,65
	Laboratoire	8,23	6,54	4,06	0,301	15,81
Vereecken et al. (1989)	iSDAsoil	9,33	7,99	-6,91	0,531	26,25
	Soilgrids	6,03	4,85	1,70	0,411	18,53
	Laboratoire	5,97	4,58	0,27	0,397	19,85

Les résultats montrent que la combinaison Vereecken et al. (1989) avec les données texturales de laboratoire présente de bonnes performances globales, avec un RMSE de 5,97 %, un MAE de 4,58 %, et un biais de 0,27 %. Selon la classification de Fares et al. (2011), un RMSE inférieur à 5 % est considéré comme excellent, tandis qu'un RMSE inférieur à 10 % reste acceptable pour la modélisation de l'humidité du sol.

Les PTF de Weynants et al. (2009) avec iSDAsoil et SoilGrids produisent les moins bonnes performances avec un RMSE supérieur à 13 % et un biais négatif autour de -12 %. Ces performances indiquent une sous-estimation systématique de la teneur en eau. Cette sous-estimation est cohérente avec les faibles valeurs de Ksat estimées par cette PTF, comme observé dans la section 5.5.4. Les PTF de Rosetta (2001) et Rawls & Brakensiek (1985) montrent des performances intermédiaires, avec des RMSE compris entre 7 et 9 % selon la source de données. Pour toutes les PTF testées, les paramètres calibrés avec les données de laboratoire donnent des résultats légèrement meilleurs que ceux issus d'iSDAsoil ou SoilGrids, suggérant que les caractérisations locales au laboratoire sont plus représentatives du sol du bas-fond que les bases de données globales.

Afin d'évaluer l'apport de la modélisation inverse, une nouvelle simulation a été réalisée en utilisant les paramètres Ksat et α optimisés par modélisation inverse, puis en les comparant à une simulation directe réalisée avec les valeurs de Ksat et α issues des PTF sans modélisation inverse. La Figure 25 illustre alors le gain de RMSE obtenu grâce à la modélisation inverse par rapport à cette simulation de référence basée uniquement sur les paramètres PTF.

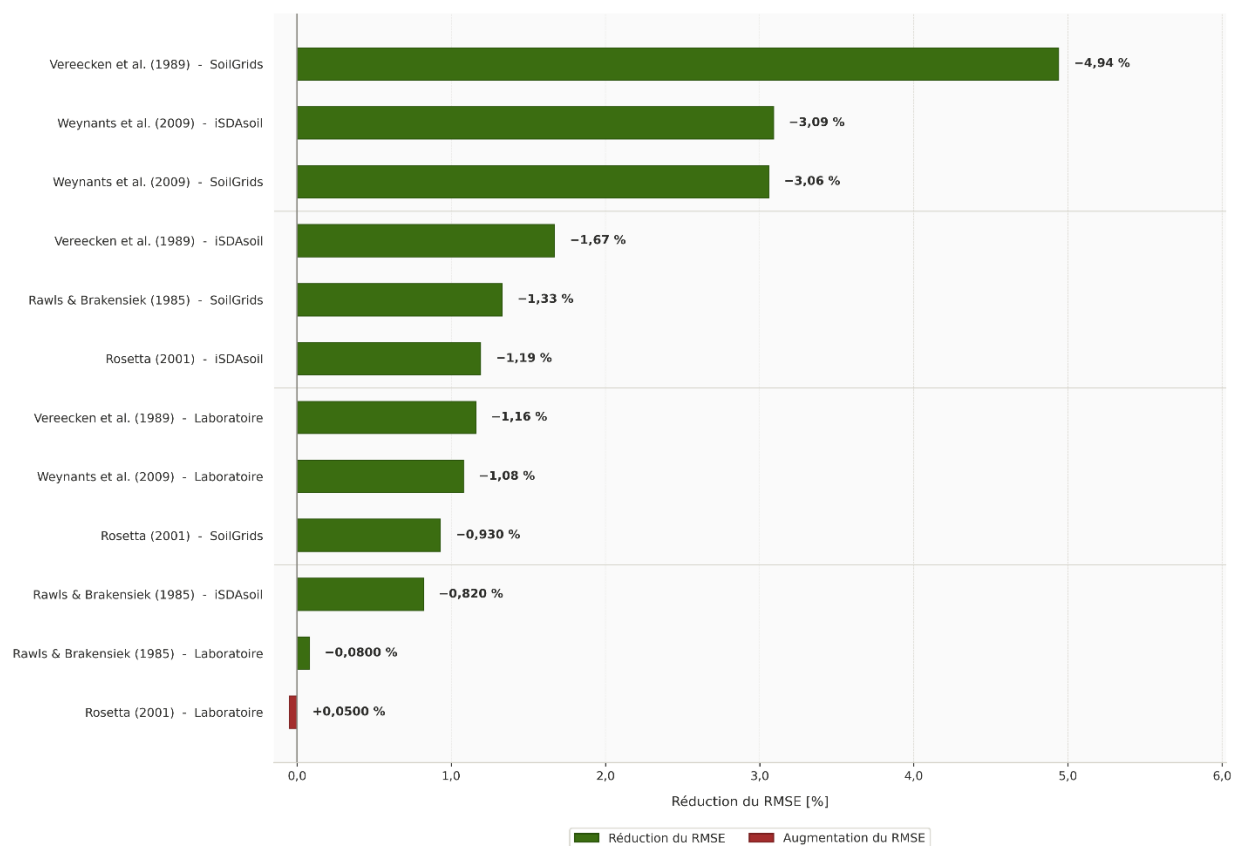


Figure 25 : Réduction du RMSE obtenue par la modélisation inverse par rapport à la simulation directe utilisant les paramètres Ksat et α issus des PTF sans modélisation.

Les résultats de cette simulation montrent que la modélisation inverse améliore globalement la reproduction de la teneur en eau du sol par rapport à la simulation directe fondée sur les paramètres issus des PTF. En effet, la comparaison des RMSE met en évidence une diminution dans la quasi-totalité des combinaisons testées, avec des gains jusqu'à 4,94 %. La seule exception concerne la combinaison Rosetta (2001) avec les données de laboratoire, pour laquelle une légère augmentation du RMSE est observée, mais celle-ci reste faible. Ces résultats indiquent que le recalibrage des paramètres hydrauliques permet d'obtenir une simulation plus proche des observations de teneur en eau.

Ces performances confirment l'intérêt de la modélisation inverse, car elle permet d'ajuster les paramètres K_{sat} et α aux conditions locales du site, contrairement aux PTF directes qui fournissent des estimations plus générales et non spécifiques à la zone d'étude. Ainsi, la modélisation inverse ne se limite pas à améliorer l'accord entre les valeurs simulées et observées, mais elle fournit également des estimations de paramètres plus cohérentes avec le comportement hydrodynamique réel du sol. Elle constitue donc une approche pertinente pour améliorer la robustesse de l'estimation des paramètres hydrauliques du sol.

5.6 Limites et perspectives

5.6.1 Limites de l'étude

Plusieurs limites doivent être prises en compte dans l'interprétation. La première concerne les incertitudes associées aux données d'entrée et leur représentativité spatiale. Les propriétés texturales et la densité apparente présentent une variabilité importante, en particulier pour les mesures de laboratoire, tandis que les bases de données spatiales telles que iSDAsoil et SoilGrids fournissent des valeurs moyennes lissées à des résolutions relativement grossières. Cette différence d'échelle peut influencer directement l'estimation des paramètres hydrauliques.

Une seconde limite tient à la qualité des variables d'entrée utilisées dans la modélisation inverse. Les teneurs en eau estimées par la méthode d'El Hajj et al. (2017) reposent sur une approche indirecte de télédétection dont le réseau de neurones a été calibré sur des données européennes et tunisiennes portant sur des cultures de céréales non rizicoles, ce qui peut introduire un biais pour des parcelles rizicoles tropicales. L'évapotranspiration a été estimée à partir des produits MODIS à résolution temporelle de huit jours, ce qui constitue une approximation pour un bilan hydrique journalier. De plus, le ruissellement n'a pas été pris en compte dans le bilan hydrique, ce qui représente une simplification importante pour un bas-fond susceptible de recevoir des apports latéraux significatifs en saison des pluies. Ces choix méthodologiques introduisent des incertitudes qui peuvent se répercuter sur les paramètres inversés et sur la performance du modèle.

Une troisième limite concerne le nombre de points de mesure et la période d'étude. Les essais d'infiltration ont été réalisés sur douze points d'échantillonnage, ce qui constitue une base suffisante pour tester la méthodologie, mais reste limité pour capturer l'ensemble de la variabilité spatiale du bas-fond.

5.6.2 Perspectives

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées pour améliorer et prolonger ce travail. Une première piste consisterait à renforcer la qualité des observations de teneur en eau utilisées pour la modélisation inverse. La méthode d'El Hajj et al. (2017) repose sur un réseau de neurones calibré sur des données européennes et tunisiennes, ce qui peut introduire un biais pour des sols tropicaux aux propriétés structurales distinctes. Une recalibration de ce réseau à partir de mesures *in situ* synchronisées avec des acquisitions Sentinel-1 sur le site permettrait d'ajuster les paramètres du modèle WCM aux conditions de végétation et de rugosité propres aux sols tropicaux, améliorant ainsi la précision des estimations de teneur en eau utilisées en entrée du modèle. Des approches similaires ont déjà été mises en œuvre dans des contextes tropicaux, notamment en Inde, où des réseaux de neurones localement calibrés ont montré de meilleures performances que les modèles génériques pour l'estimation de la teneur en eau du sol à partir de données Sentinel-1 (Adamala et al., 2025).

Une deuxième perspective concerne la résolution temporelle des observations Sentinel-1. Durant la période d'étude, la disponibilité des images était limitée à un cycle de revisite de douze jours au Bénin, en raison du fait qu'un seul satellite était actif. Bien que Sentinel-1C et Sentinel-1D aient été lancés respectivement en décembre 2024 et novembre 2025, leurs données ne sont pas encore disponibles sur la zone d'étude à la date de rédaction de ce travail. Lorsque la constellation Sentinel-1C/1D sera pleinement opérationnelle, le passage à un cycle de six jours permettrait de doubler le nombre d'observations disponibles, améliorant ainsi la robustesse de la modélisation inverse.

Une troisième perspective serait d'élargir l'analyse à d'autres fonctions de pédotransfert, notamment des PTF développées spécifiquement pour les sols tropicaux, afin d'évaluer si certaines formules offrent de meilleures performances dans ce contexte. De nouvelles bases de données pédologiques pourraient également être testées, notamment OpenLandMap-soildb⁷, qui fournit des prédictions globales des propriétés du sol (texture, densité apparente, pH et carbone organique) à une résolution de 30 m, accompagnées d'intervalles de prédiction permettant de quantifier l'incertitude spatiale (Hengl et al., 2026). Ce produit constituerait une alternative à iSDAsoil et SoilGrids dont les performances pourraient être comparées dans le contexte des sols des bas-fonds béninois.

Enfin, l'application de cette approche à d'autres bas-fonds aux caractéristiques pédoclimatiques similaires en Afrique de l'Ouest permettrait de vérifier si les résultats obtenus à Boko sont représentatifs et si la méthode produit des estimations cohérentes dans des contextes proches.

⁷ <https://world.soils.app/>, consulté le 02 juin 2026

6. Conclusion

Au Bénin, garantir un accès durable à l'eau potable en milieu rural reste un défi considérable, avec plus de 20 % de la population rurale sans accès à une eau de qualité en 2023 (Boni, 2025). Les populations rurales dépendent majoritairement d'eaux de surface soumises à de multiples pressions, tels que les pollutions agricoles et les rejets domestiques, nécessitant des traitements coûteux difficiles à mettre en œuvre. Les bas-fonds représentent dans ce contexte des zones à fort potentiel, à la fois comme réservoirs naturels contribuant à la recharge des nappes et comme espaces agricoles privilégiés pour la riziculture et la sécurité alimentaire. Leur exploitation reste néanmoins sous-optimale, faute d'une connaissance suffisante de leur fonctionnement hydrologique et des propriétés hydrauliques des sols qui le gouvernent.

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre du projet APROPO, conduit par la Faculté d'Agronomie de l'Université de Parakou en partenariat avec l'UCLouvain, le Service Public de Wallonie, la Société wallonne des eaux et les services publics béninois, notamment la Direction Générale de l'Agriculture et la Direction Générale des Ressources en eau. Ce projet vise à garantir un accès durable à une eau potable de qualité en milieu rural béninois, tout en soutenant le développement agricole dans les bas-fonds et en renforçant les capacités des acteurs locaux à surveiller et gérer les ressources en eau.

L'objectif général de ce mémoire est d'identifier et d'évaluer une méthodologie permettant d'estimer les propriétés hydrauliques des sols du bas-fond de Boko, situé dans le département du Borgou au nord du Bénin, à partir de données génériques. Pour ce faire, trois objectifs spécifiques ont été poursuivis : évaluer la qualité des bases de données pédologiques génériques iSDAsoil et SoilGrids pour l'estimation des propriétés texturales, estimer la teneur en eau du sol et le flux hydrique à partir de données de télédétection, et identifier par modélisation inverse les paramètres de la courbe de conductivité hydraulique à partir de ces données.

La comparaison des propriétés texturales entre iSDAsoil, SoilGrids et les mesures de laboratoire montre que les trois sources convergent vers une même classe texturale de type sandy loam selon la classification USDA. Des écarts quantitatifs importants sont cependant observés. Les bases de données surestiment la fraction argileuse (15,8 % et 17,0 % contre 7,5 % en laboratoire) et sous-estiment la densité apparente (1,30-1,35 g/cm³ contre 1,60 g/cm³ en laboratoire), ce qui se répercute directement sur les estimations des paramètres hydrauliques. iSDAsoil, avec sa résolution de 30 m développée spécifiquement pour l'Afrique, apparaît comme la source générique la plus adaptée au contexte de cette étude, tandis que SoilGrids présente des incertitudes plus larges cohérentes avec ses limites documentées en contexte africain (Buenemann et al., 2023).

Les treize PTF évaluées pour l'estimation de Ksat produisent des estimations allant de 14 cm/j pour Weynants et al. (2009) à plus de 400 cm/j pour Jabro (1992), confirmant leur forte sensibilité aux données d'entrée et à leur domaine de calibration. Aucune PTF ne se distingue comme universellement optimale pour l'ensemble des combinaisons testées, bien que Wösten et al. (1999) présente la meilleure stabilité inter-sources avec des estimations comprises entre 90 et 130 cm/j selon la base de données.

La modélisation inverse sous HYDRUS-1D, alimentée par les teneurs en eau estimées par la méthode d'El Hajj et al. (2017) à partir d'images Sentinel-1 et Sentinel-2, améliore la reproduction du comportement hydrique observé pour la quasi-totalité des combinaisons testées, avec des réductions de RMSE allant jusqu'à 4,94 % par rapport aux simulations directes fondées sur les seuls paramètres PTF. La combinaison Vereecken et al. (1989) avec les données de laboratoire présente les meilleures performances globales, avec un RMSE de 5,97 %, un MAE de 4,58 % et un biais de 0,27 %, classé comme acceptable selon la classification de Fares et al. (2011).

Si aucune combinaison PTF et source de données ne s'impose comme universellement optimale, la modélisation inverse apparaît systématiquement comme une étape indispensable pour ancrer les estimations dans le comportement hydrodynamique réel du sol, en corrigeant partiellement les biais introduits par les PTF directes. Certaines incertitudes subsistent, notamment liées à la calibration du réseau de neurones d'El Hajj et al. (2017) sur des données européennes et tunisiennes, à la résolution temporelle limitée des observations Sentinel-1 durant la période d'étude et à l'absence de prise en compte du ruissellement dans le bilan hydrique, constituant autant de pistes d'amélioration pour de futurs travaux.

Dans l'ensemble, ce mémoire démontre la faisabilité de la caractérisation hydraulique des sols des bas-fonds béninois à partir de données génériques et de télédétection, sans nécessiter de campagnes de mesures *in situ*, offrant ainsi une voie méthodologique reproductible pour d'autres sites similaires en Afrique de l'Ouest.

7. Bibliographie

- Abdallah, A., & Masrouri, F. (2005). Détermination des paramètres hydrodynamiques des matériaux non saturés par la méthode inverse. *Revue Française de Géotechnique*, (113), 53-64. <https://doi.org/10.1051/geotech/2005113053>
- Abdelbaki, A. M., Youssef, M. A., Naguib, E. M. F., Kiwan, M. E., & El-giddawy, E. I. (2009). Evaluation of pedotransfer functions for predicting saturated hydraulic conductivity for U.S. Soils. *ASABE*. <https://doi.org/10.13031/2013.27309>
- Adamala, S., Velmurugan, A., Swarnam, T. P., Palakuru, M., Subramani, T., Jaisankar, I., Nanda, B. K., Kumari, N., & Srivastava, A. (2025). Soil moisture mapping in Indian tropical islands with C-band SAR and artificial neural network models. *Environmental Monitoring and Assessment*, 197(7), 758. <https://doi.org/10.1007/s10661-025-14239-4>
- Adoko, K. (2020). *Estimation par télédétection de la variabilité spatio-temporelle de l'évapotranspiration dans le Bassin Moyen du fleuve Ouémé au Bénin*. Université de Liège. <http://hdl.handle.net/2268.2/10086>
- Akpo, M. A., Saïdou, A., Yabi, I., & Balogoun, I. (2016). Indicateurs paysans d'appréciation de la qualité des sols dans le bassin de l'Okpara au Bénin. *Etude et Gestion des Sols*, 23, 53-64.
- Baghdadi, N., Holah, N., & Zribi, M. (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), 805-816. <https://doi.org/10.1080/01431160500212278>
- Baghdadi, N. (2022). Characterization of Soil Surface Properties Using Radar Remote Sensing [Présentation]. INRAE, TETIS. Consulté le 23 février 2026, à l'adresse : https://www.researchgate.net/profile/Nicolas_Baghdadi/?ev=hdr_xprf
- Bazzi, H., Baghdadi, N., Nino, P., Napoli, R., Najem, S., Zribi, M., & Vaudour, E. (2023). Retrieving Soil Moisture from Sentinel-1 : Limitations over Certain Crops and Sensitivity to the First Soil Thin Layer. *Water*, 16(1), 40. <https://doi.org/10.3390/w16010040>
- Boni, Y. (2025). *Réhabilitation de forages : garantir l'accès à l'eau potable au Bénin*. Consulté le 28 octobre 2025, à l'adresse : <https://www.unicef.org/benin/recits/réhabilitation-de-forages-garantir-l'accès-à-leau-potable-au-bénin>
- Bonnet, S., Toromanoff, F., Fourneau, F., & Lejeune, P. (2011). Principes de base de la télédétection et ses potentialités comme outil de caractérisation de la ressource forestière. *Forêt Wallone*, 114, 45-56

- Bormann, H., & Diekkrüger, B. (2003). Possibilities and limitations of regional hydrological models applied within an environmental change study in Benin (West Africa). *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 28(33-36), 1323-1332.
<https://doi.org/10.1016/j.pce.2003.09.008>
- Botula, Y.-D., Cornelis, W. M., Baert, G., & Van Ranst, E. (2012). Evaluation of pedotransfer functions for predicting water retention of soils in Lower Congo (D.R. Congo). *Agricultural Water Management*, 111, 1-10.
<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2012.04.006>
- Bousbih, S., Zribi, M., El Hajj, M., Baghdadi, N., Lili-Chabaane, Z., Gao, Q., & Fanise, P. (2018). Soil Moisture and Irrigation Mapping in A Semi-Arid Region, Based on the Synergetic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Data. *Remote Sensing*, 10(12), 1953.
<https://doi.org/10.3390/rs10121953>
- Brocca, L., Crow, W. T., Ciabatta, L., Massari, C., De Rosnay, P., Enenkel, M., Hahn, S., Amarnath, G., Camici, S., Tarpanelli, A., & Wagner, W. (2017). A Review of the Applications of ASCAT Soil Moisture Products. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(5), 2285-2306.
<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2651140>
- Brooks, R. H., & Corey, A. T. (1964). *Hydraulic properties of porous media* (Hydrology Papers No. 3). Colorado State University.
- Brown, M. E., & Escobar, V. M. (2014). Assessment of soil moisture data requirements by the potential SMAP data user community : review of SMAP mission user community. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(1), 277-283. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2261473>
- Buenemann, M., Coetzee, M. E., Kutuahupira, J., Maynard, J. J., & Herrick, J. E. (2023). Errors in soil maps : the need for better on-site estimates and soil map predictions. *PLOS ONE*, 18(1), e0270176. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0270176>
- Burgin, M. S., Colliander, A., Njoku, E. G., Chan, S. K., Cabot, F., Kerr, Y. H., Bindlish, R., Jackson, T. J., Entekhabi, D., & Yueh, S. H. (2017). A comparative study of the SMAP passive soil moisture product with existing satellite-based soil moisture products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(5), 2959-2971.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2656859>
- Carsel, R. F., & Parrish, R. S. (1988). Developing joint probability distributions of soil water retention characteristics. *Water Resources Research*, 24(5), 755-769.
<https://doi.org/10.1029/WR024i005p00755>

- Catry, T., Daudé, É., & Tran, A. (2022). *Télédétection et modélisation spatiale*. Éditions Quae.
<https://doi.org/10.35690/978-2-7592-3629-9>
- CHC. (s. d.). *CHIRPS: Rainfall Estimates from Rain Gauge and Satellite Observations*.
Consulté 23 janvier 2026, à l'adresse : <https://www.chc.ucsb.edu/data/chirps>
- Choker, M., Baghdadi, N., Zribi, M., El Hajj, M., Paloscia, S., Verhoest, N., Lievens, H., & Mattia, F. (2017). Evaluation of the Oh, Dubois and IEM backscatter models using a large dataset of SAR data and experimental soil measurements. *Water*, 9(1), 38.
<https://doi.org/10.3390/w9010038>
- Cihlar, J., & Ulaby, F. T. (1974). *Dielectric properties of soils as a function of moisture content* (RSL Technical Report 177-47, NASA-CR-141868). University of Kansas Center for Research, Remote Sensing Laboratory..
- Climate-Data. (1991). *Climat d'Abomey-Calavi (Bénin)*. Consulté le 18 février 2026, à l'adresse : <https://fr.climate-data.org>
- Cosby, B. J., Hornberger, G. M., Clapp, R. B., & Ginn, T. R. (1984). A statistical exploration of the relationships of soil moisture characteristics to the physical properties of soils. *Water Resources Research*, 20(6), 682-690. <https://doi.org/10.1029/WR020i006p00682>
- CPAR. (2025). *Liste des méthodes*. Consulté le 16 janvier 2026, à l'adresse : <https://www.brabantwallon.be/vivre-en-bw/agriculture-et-jardins/laboratoires-et-analyses/nos-methodes-danalyses>
- Cravau, Eloïse. *Caractérisation des propriétés hydrodynamiques des sols du bas-fond d'Itchédjiro, Bénin*. Faculté des bioingénieurs, Université catholique de Louvain, 2021.
Prom. : Vanclooster, Marnik ; Petit, Sébastien. <http://hdl.handle.net/2078.1/thesis:28281>
- Dandabathula, G., Salunkhe, S. S., Bera, A. K., Ghosh, K., Hari, R., Biradar, P., Chirala, K. R., & Gaur, M. K. (2022). Validation of SoilGrids 2.0 in an arid region of india using in situ measurements. *European Journal of Environment and Earth Sciences*, 3(6), 49-58.
<https://doi.org/10.24018/ejgeo.2022.3.6.356>
- Dane, J. H., & Puckett, W. (1994). Field soil hydraulic properties based on physical and mineralogical information. *Proceedings of the international workshop on indirect methods for estimating the hydraulic properties of unsaturated soils*, 389-403.
- Danuso, F., Baldini, M., Dorigo, G., Nassivera, F., & Iseppi, L. (2023). Assessment of hemp crop adaptation and economic sustainability through modeling and field trials. In *Current Applications, Approaches, and Potential Perspectives for Hemp* (p. 519-585). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-89867-6.00022-6>

- Danvi, A., Giertz, S., Zwart, S. J., & Diekkrüger, B. (2017). Comparing water quantity and quality in three inland valley watersheds with different levels of agricultural development in central Benin. *Agricultural Water Management*, 192, 257-270. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2017.07.017>
- Deb Roy, P., Dey, S., Bhogapurapu, N., & Chakraborty, S. (2024). *Retrieval of Surface Soil Moisture at Field Scale Using Sentinel-1 Sar Data*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5029813>
- Dinnat, E. (2003). *De la détermination de la salinité de surface des océans à partir de mesures radiométriques hyperfréquences en bande L* [Thèse de doctorat] https://theses.hal.science/file/index/docid/45521/filename/plan_html3.html#plan_html_pal.html
- EEA. (s. d.). *La qualité et la quantité des ressources en eau sont essentielles au bien-être*. Consulté 28 octobre 2025, à l'adresse : <https://www.eea.europa.eu/fr/signaux/signaux-2023/articles/la-qualite-et-la-quantite>
- El Hajj, M., Baghdadi, N., Zribi, M., & Bazzi, H. (2017). Synergic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 images for operational soil moisture mapping at high spatial resolution over agricultural areas. *Remote Sensing*, 9(12), 1292. <https://doi.org/10.3390/rs9121292>
- Entekhabi, D., Njoku, E. G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W. T., Edelstein, W. N., Entin, J. K., Goodman, S. D., Jackson, T. J., Johnson, J., Kimball, J., Piepmeier, J. R., Koster, R. D., Martin, N., McDonald, K. C., Moghaddam, M., Moran, S., Reichle, R., Shi, J. C., ... Van Zyl, J. (2010). The Soil Moisture Active Passive (SMAP) Mission. *Proceedings of the IEEE*, 98(5), 704-716. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2010.2043918>
- ESA. (s. d.). *Sentinel-1 SAR GRD: C-band synthetic aperture radar ground range detected, log scaling*. Consulté 7 avril 2026, à l'adresse : https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_S1_GRD?hl=fr
- ESA. (2010). *ERS-2 operations*. Consulté le 18 février 2026, à l'adresse : https://www.esa.int/Enabling_Support/Operations/ERS-2_operations
- ESA. (2024a). *ERS-1 (European Remote-Sensing Satellite-1)*. Consulté le 18 février 2026, à l'adresse : <https://www.eoportal.org/satellite-missions/ers-1#ers-data-transmission-and-ground-segment>
- ESA. (2024b). *N° 47–2024 : Sentinel-2C rejoint la famille Copernicus en orbite*. Consulté le 18 février 2026, à l'adresse : http://esa.int/Newsroom/Press_Releases/Sentinel-2C_rejoint_la_famille_Copernicus_en_orbite

- ESA. (2025). N° 69–2025 : *Copernicus Sentinel-1D atteint son orbite à bord d'Ariane 6*. Consulté le 18 février 2026, à l'adresse : https://www.esa.int/Newsroom/Press_Releases/Copernicus_Sentinel-1D_atteint_son_orbite_a_bord_d_Ariane_6
- Escorihuela, M. J. (2006). *Estimation de l'humidité du sol à partir de données radiométriques en bande-L*. Sciences de la Terre. Institut National Polytechnique (Toulouse), 2006. HAL. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-04626356>
- Ettalbi, M., Baghdadi, N., Garambois, P.-A., Bazzi, H., Ferreira, E., & Zribi, M. (2023). Soil moisture retrieval in bare agricultural areas using Sentinel-1 images. *Remote Sensing*, 15(14), 3502. <https://doi.org/10.3390/rs15143502>
- Fan, Y., Gong, J. G., Wang, Y., Shao, X., & Zhao, T. (2018). Application of Philip infiltration model to film hole irrigation. *Water Science and Technology: Water Supply*, 19. <https://doi.org/10.2166/ws.2018.185>
- Fares, A., Abbas, F., Maria, D., & Mair, A. (2011). Improved calibration functions of three capacitance probes for the measurement of soil moisture in tropical soils. *Sensors*, 11(5), 4858-4874. <https://doi.org/10.3390/s110504858>
- Gao, Q., Zribi, M., Escorihuela, M., & Baghdadi, N. (2017). Synergetic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 data for soil moisture mapping at 100 m resolution. *Sensors*, 17(9), 1966. <https://doi.org/10.3390/s17091966>
- Gardner, W. R. (1958). Some steady-state solutions of the unsaturated moisture flow equation with application to evaporation from a water table. *Soil Science*, 85, 228-232. <https://doi.org/10.1097/00010694-195804000-00006>
- Gineste, P. (1997). *Télédétection spatiale et modélisation du fonctionnement hydrologique des petits bassins versants*. Consulté le 18 février 2026, à l'adresse : <https://www.fao.org/4/w7320b/w7320b34.htm>
- Greifeneder, F., Khamala, E., Sendabo, D., Wagner, W., Zebisch, M., Farah, H., & Notarnicola, C. (2019). Detection of soil moisture anomalies based on Sentinel-1. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 112, 75-82. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2018.11.009>
- Guzman, C., Tebebu, T., Zimale, F., & Steenhuis, T. (2020). *What is the optimal level of soil organic matter in tropical climates to prevent soil degradation ?*. Consulté le 30 avril 2026, à l'adresse : <https://meetingorganizer.copernicus.org/EGU2020/EGU2020-13538.html>

- Hengl, T., Consoli, D., Tian, X., Nauman, T. W., Nussbaum, M., Isik, M. S., Parente, L., Ho, Y.-F., Simoes, R., Gupta, S., Samuel-Rosa, A., Zborowski Horst, T., Safanelli, J. L., & Harris, N. (2026). OpenLandMap-soildb : global soil information at 30 m spatial resolution for 2000-2022+ based on spatiotemporal machine learning and harmonized legacy soil samples and observations. *Earth System Science Data*, 18(2), 989-1036. <https://doi.org/10.5194/essd-18-989-2026>
- Hodnett, M. G., & Tomasella, J. (2002). Marked differences between van Genuchten soil water-retention parameters for temperate and tropical soils : a new water-retention pedotransfer functions developed for tropical soils. *Geoderma*, 108(3-4), 155-180. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(02\)00105-2](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(02)00105-2)
- Hoskera, A. K., Nico, G., Irshad Ahmed, M., & Whitbread, A. (2020). Accuracies of Soil Moisture Estimations Using a Semi-Empirical Model over Bare Soil Agricultural Croplands from Sentinel-1 SAR Data. *Remote Sensing*, 12(10), 1664. <https://doi.org/10.3390/rs12101664>
- IFREMER. (2015). *SAR instrument principles, imaging mechanism and processing* [Présentation, 4th ESA Advanced Training on Ocean Remote Sensing]. IFREMER, Brest, France.
- INStaD. (2004). *Cahier des villages et quartiers de ville du département de Borgou*. Ministère Chargé du Plan, de la Prospective et du Développement, République du Bénin.
- INSTaD. (2024). *Statistiques démographiques*. Consulté le 18 février 2026, à l'adresse : <https://www.instad.bj/statistiques/statistiques-demographiques#population>
- ISRIC. (2025). *SoilGrids - Global gridded soil information*. Consulté le 18 février 2026, à l'adresse : <https://isric.org/explore/soilgrids>
- Jabro, J. D. (1992). Estimation of saturated hydraulic conductivity of soils from particle size distribution and bulk density data. *Transactions of the ASAE*, 35(2), 557-560. <https://doi.org/10.13031/2013.28633>
- Jia, T., Shamseldin, A. Y., Liu, T., Bao, Y., Wang, Z., Duan, L., Tong, X., Zhang, Y., Hao, L., Ma, T., & Singh, V. P. (2025). Soil moisture inversion method for semi-arid regions using multi-temporal Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *Journal of Hydrology*, 661, 133603. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2025.133603>
- Julia, M. F., Monreal, T. E., Sánchez Del Corral Jiménez, A., & García Meléndez, E. (2004). Constructing a saturated hydraulic conductivity map of Spain using pedotransfer functions and spatial prediction. *Geoderma*, 123(3-4), 257-277. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2004.02.011>

- Kahn, R. (2022). *Suivi de l'humidité de surface des sols par télédétection micro-onde et optique dans le bas-fond d'Itchédjiro, Bénin*. Faculté des bioingénieurs, Université catholique de Louvain, 2022. Prom. : Vanclooster, Marnik ; Jonard, François
- Kergomard, C. (s. d.). *La télédétection aéro-spatiale - Introduction*. École Normale Supérieure Paris. Consulté le 18 février 2026, à l'adresse :
https://www.academia.edu/7153918/LA_TÉLÉDÉTECTION_AÉRO_SPATIALE_UNE_INTRODUCTION
- Klopp, H., & Bly, A. (2024). *How Soil Holds Water*. Consulté le 20 mai 2026, à l'adresse :
<https://extension.sdstate.edu/how-soil-holds-water>
- Kouakou, Andoh Rodrigue. *Caractérisation des propriétés hydrodynamiques des sols du bas fond de Bahoukpo, Bénin*. Faculté des bioingénieurs, Université catholique de Louvain, 2023. Prom. : Vanclooster, Marnik. <http://hdl.handle.net/2078.1/thesis:35938>
- Lambot, S., Hupet, F., Javaux, M., & Vanclooster, M. (2004). Laboratory evaluation of a hydrodynamic inverse modeling method based on water content data. *Water Resources Research*, 40(3). <https://doi.org/10.1029/2003WR002641>
- Le Bourgeois, O. (2015). *Caractérisation des propriétés hydrodynamiques des sols et de leur variabilité spatiale par modélisation inverse de leur teneur en eau : application aux sols des Cévennes*. Université de Montpellier. HAL.
<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01994347>
- Le Bourgeois, O., Bouvier, C., Brunet, P., & Ayral, P.-A. (2016). Inverse modeling of soil water content to estimate the hydraulic properties of a shallow soil and the associated weathered bedrock. *Journal of Hydrology*, 541, 116-126.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.01.067>
- Magdoff, F. (1993). Building soils for better crops : organic matter management. *Soil Science*, 156(5), 371. <https://doi.org/10.1097/00010694-199311000-00014>
- METER Group (s.d.-a). *Minidisk infiltrometer*. Consulté 02 mars 2026, à l'adresse :
<https://metergroup.com/products/mini-disk-infiltrometer/>
- METER Group. (s. d.-b). *KSAT*. Consulté 30 mai 2026, à l'adresse :
<https://metergroup.com/fr/products/ksat/>
- METER Group. (2023). *Comment mesurer la conductivité hydraulique - quelle méthode vous convient le mieux ? - METER Group*. Consulté le 29 mai 2026, à l'adresse :
<https://metergroup.com/fr/measurement-insights/how-to-measure-hydraulic-conductivity-which-method-is-right-for-you/>

- Miller, M. A. E., Shepherd, K. D., Kisitu, B., & Collinson, J. (2021). iSDAsoil : the first continent-scale soil property map at 30 m resolution provides a soil information revolution for Africa. *PLOS Biology*, 19(11), e3001441.
<https://doi.org/10.1371/journal.pbio.3001441>
- Mohanty, B. P., Cosh, M. H., Lakshmi, V., & Montzka, C. (2017). Soil moisture remote sensing : state-of-the-Science. *Vadose Zone Journal*, 16(1), 1-9.
<https://doi.org/10.2136/vzj2016.10.0105>
- MOOC – L'eau et les sols – Hydrodynamique des milieux poreux. (2026). *Cours | L'eau et les sols—Hydrodynamique des milieux poreux | edX*. Consulté le 01 juin 2026, à l'adresse :
<https://learning.edx.org/course/course-v1:LouvainX+Louv18x+3T2024/home>
- Morvan, X., Bruand, A., Cousin, I., Roque, J., Baran, N., & Mouvet, Ch. (2004). Prédiction des propriétés de rétention en des sols d'un bassin versant à l'aide de fonction de pédotransfert. *Étude et Gestion des Sols*, 11(2), 117-135.
- Naeimi, V., Bartalis, Z., & Wagner, W. (2009). ASCAT soil moisture : an assessment of the data quality and consistency with the ERS scatterometer heritage. *Journal of Hydrometeorology*, 10(2), 555-563. <https://doi.org/10.1175/2008JHM1051.1>
- NASA. (s. d.). *SMAP - Mission description*. Consulté 17 février 2026, à l'adresse
<https://smap.jpl.nasa.gov/mission/description/>
- Nascimento, Í. V. D., Assis Júnior, R. N. D., Araújo, J. C. D., Alencar, T. L. D., Freire, A. G., Lobato, M. G. R., Silva, C. P. D., Mota, J. C. A., & Nascimento, C. D. V. D. (2018). Estimation of van Genuchten equation parameters in laboratory and through inverse modeling with HYDRUS-1D. *Journal of Agricultural Science*, 10(3), 102.
<https://doi.org/10.5539/jas.v10n3p102>
- Nativel, S., Ayari, E., Rodriguez-Fernandez, N., Baghdadi, N., Madelon, R., Albergel, C., & Zribi, M. (2022). Hybrid methodology using Sentinel-1/Sentinel-2 for soil moisture estimation. *Remote Sensing*, 14(10), 2434. <https://doi.org/10.3390/rs14102434>
- Nyéki, A., Milics, G., Kovács, A. J., & Neményi, M. (2017). Effects of soil compaction on cereal yield : A review. *Cereal Research Communications*, 45(1), 1-22.
<https://doi.org/10.1556/0806.44.2016.056>
- O'Neill, P., Entekhabi, D., Njoku, E., & Kellogg, K. (2010). The NASA Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission : Overview. *2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 3236-3239. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2010.5652291>

- Picard, J. (2017). Cours de Photo-interprétation et Télédétection. Licence. TD de TELEDETECTION, Université Paris Nanterre, France. HAL. <https://hal.science/hal-03974120v1>
- Pribyl, D. W. (2010). A critical review of the conventional SOC to SOM conversion factor. *Geoderma*, 156(3), 75-83. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.02.003>
- Puckett, W. E., Dane, J. H., & Hajek, B. F. (1985). Physical and mineralogical data to determine soil hydraulic properties. *Soil Science Society of America Journal*, 49, 831-836. <https://doi.org/10.2136/sssaj1985.03615995004900040008x>
- Rahmati, M., Balenzano, A., Bechtold, M., Brocca, L., Fluhner, A., Jagdhuber, T., Karamvavis, K., Mengen, D., Reichle, R. H., Kim, S., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Walker, J., Zhu, L., & Montzka, C. (2026). Soil moisture retrieval from Sentinel-1 : lessons learned after more than a decade in orbit. *Remote Sensing of Environment*, 333, 115146. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2025.115146>
- Rasoulzadeh, A., Kohan, M. R., Amirzadeh, A., Heydari, M., Mobaser, J. A., Raoof, M., Moghadam, J. R., & Fernández-Gálvez, J. (2025). Improving soil water simulation in semi-arid agriculture : a comparative evaluation of water retention curves and inverse modeling using HYDRUS-1D. *Hydrology*, 12(10), 273. <https://doi.org/10.3390/hydrology12100273>
- Rawls, W. J., & Brakensiek, D. L. (1985). *Prediction of soil water properties for hydrologic modeling*. <https://www.cabidigitallibrary.org/doi/full/10.5555/19861908242>
- Rerboudj, A.-M. (s. d.). *Introduction à la télédétection* [Document de cours, 3ème topographie].
- Ritter, A., Hupet, F., Muñoz-Carpena, R., Lambot, S., & Vanclooster, M. (2003). Using inverse methods for estimating soil hydraulic properties from field data as an alternative to direct methods. *Agricultural Water Management*, 59(2), 77-96. [https://doi.org/10.1016/S0378-3774\(02\)00160-9](https://doi.org/10.1016/S0378-3774(02)00160-9)
- Ritter, A., Muñoz-Carpena, R., Regalado, C. M., Javaux, M., & Vanclooster, M. (2005). Using TDR and inverse modeling to characterize solute transport in a layered agricultural volcanic soil. *Vadose Zone Journal*, 4(2), 300-309. <https://doi.org/10.2136/vzj2004.0094>
- Rodríguez-Fernández, N. J., Muñoz Sabater, J., Richaume, P., De Rosnay, P., Kerr, Y. H., Albergel, C., Drusch, M., & Mecklenburg, S. (2017). SMOS near-real-time soil moisture product : processor overview and first validation results. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(10), 5201-5216. <https://doi.org/10.5194/hess-21-5201-2017>

- Schaap, M. G., Leij, F. J., & Van Genuchten, M. Th. (2001). Rosetta : a computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions. *Journal of Hydrology*, 251(3-4), 163-176. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00466-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00466-8)
- Schneider, S. (2008). *Estimation des paramètres hydrodynamiques des sols à partir d'une modélisation inverse de données d'infiltration et de résistivité électrique*. Université Paris Sud. HAL. <https://theses.hal.science/tel-00459291v1>
- Sekertekin, A., Marangoz, A. M., & Abdikan, S. (2020). ALOS-2 and Sentinel-1 SAR data sensitivity analysis to surface soil moisture over bare and vegetated agricultural fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 171, 105303. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105303>
- Sliti, B. (2014). *Optimisation des paramètres de l'équation de Van Genuchten pour la gestion d'irrigation d'un champ de canneberge* [Mémoire]. Université de Laval.
- Smets, W. (2024). *Estimation des propriétés hydrauliques du sol à partir des données génériques et de la télédétection : Application à la caractérisation des propriétés des sols des bas-fonds béninois*. Faculté des bioingénieurs, Université catholique de Louvain, 2024. Prom. : Vanclooster, Marnik.
- SONEB (s. d.). *Informations sur l'eau potable*. Consulté 28 octobre 2025, à l'adresse : <https://web.soneb.bj/pg-info-eau>
- Soudani, K. (2005). *Introduction générale à la télédétection : bases physiques et exemples d'applications aux couverts végétaux*. Université Paris Sud.
- Tamou, F. (2025). *Caractérisation des propriétés physiques des sols et évaluation des risques de pollution diffuse par les engrais minéraux dans les bas-fonds pilotes du bassin versant de l'Okpara (Commune de N'Dali)* [Mémoire]. Université de Parakou.
- Tidjani, A. M. (2025). *Hydrological functioning of inland valleys for water management in the Sudanian zones of Benin*. UCLouvain.
- Touil, S. (2012). *Elaboration et utilisation de fonctions de pédotransfert pour la prédiction des propriétés de la rétention en eau (Algérie)* [Mémoire]. Université de Hassiba Benbouali de Chlef.
- van Genuchten, M. Th. (1980). A Closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. *Soil Science Society of America Journal*, 44(5), 892-898. <https://doi.org/10.2136/sssaj1980.03615995004400050002x>

- Verbist, K., Cornelis, W. M., Gabriels, D., Alaerts, K., & Soto, G. (2009). Using an inverse modelling approach to evaluate the water retention in a simple water harvesting technique. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13, 1979-1992.
<https://doi.org/10.5194/hess-13-1979-2009>
- Vereecken, H., MAES, J., & Feyen, J. (1990). Estimating unsaturated hydraulic conductivity from easily measured soil properties. *Soil Science*, 149.
<https://doi.org/10.1097/00010694-199001000-00001>
- Vereecken, H., MAES, J., Feyen, J., & DARIUS, P. (1989). Estimating the soil moisture retention characteristic from texture, bulk density, and carbon content. *Soil Science*, 148.
<https://doi.org/10.1097/00010694-198912000-00001>
- Wagner, W., Hahn, S., Kidd, R., Melzer, T., Bartalis, Z., Hasenauer, S., Figa-Saldaña, J., De Rosnay, P., Jann, A., Schneider, S., Komma, J., Kubu, G., Brugger, K., Aubrecht, C., Züger, J., Gangkofner, U., Kienberger, S., Brocca, L., Wang, Y., ... Steinnocher, K. (2013). The ASCAT soil moisture product : a review of its specifications, validation results, and emerging applications. *Meteorologische Zeitschrift*, 22(1), 5-33.
<https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0399>
- Weihermüller, L., Lehmann, P., Herbst, M., Rahmati, M., Verhoef, A., Or, D., Jacques, D., & Vereecken, H. (2021). Choice of Pedotransfer Functions Matters when Simulating Soil Water Balance Fluxes. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 13(3), e2020MS002404. <https://doi.org/10.1029/2020MS002404>
- Weynants, M., Vereecken, H., & Javaux, M. (2009). Revisiting Vereecken pedotransfer functions : introducing a closed-form hydraulic model. *Vadose Zone Journal*, 8(1), 86-95. <https://doi.org/10.2136/vzj2008.0062>
- Wigneron, J.-P., Jackson, T. J., O'Neill, P., De Lannoy, G., De Rosnay, P., Walker, J. P., Ferrazzoli, P., Mironov, V., Bircher, S., Grant, J. P., Kurum, M., Schwank, M., Munoz-Sabater, J., Das, N., Royer, A., Al-Yaari, A., Al Bitar, A., Fernandez-Moran, R., Lawrence, H., ... Kerr, Y. (2017). Modelling the passive microwave signature from land surfaces : a review of recent results and application to the L-band SMOS & SMAP soil moisture retrieval algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 192, 238-262.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.01.024>
- Wösten, J. H. M., Lilly, A., Nemes, A., & Le Bas, C. (1999). Development and use of a database of hydraulic properties of European soils. *Geoderma*, 90(3), 169-185.
[https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(98\)00132-3](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(98)00132-3)

- Wösten, J. H. M., Pachepsky, Ya. A., & Rawls, W. J. (2001). Pedotransfer functions : bridging the gap between available basic soil data and missing soil hydraulic characteristics. *Journal of Hydrology*, 251(3), 123-150.
[https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00464-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00464-4)
- Wu, T.-D., & Chen, K.-S. (2004). A reappraisal of the validity of the IEM model for backscattering from rough surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(4), 743-753. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.815405>
- Zhang, R. (1997). Determination of Soil Sorptivity and Hydraulic Conductivity from the Disk Infiltrometer. *Soil Science Society of America Journal*, 61(4), 1024-1030.
<https://doi.org/10.2136/sssaj1997.03615995006100040005x>
- Zhang, R., Bao, X., Hong, R., He, X., Yin, G., Chen, J., Ouyang, X., Wang, Y., & Liu, G. (2024). Soil moisture retrieval over croplands using novel dual-polarization SAR vegetation index. *Agricultural Water Management*, 306, 109159.
<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.109159>
- Zhu, L., Si, R., Shen, X., & Walker, J. P. (2022). An advanced change detection method for time-series soil moisture retrieval from Sentinel-1. *Remote Sensing of Environment*, 279, 113137. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113137>

8. Annexes

Annexe A : Équations des fonctions de pédotransfert

Tableau 9 : Equation des PTF pour l'estimation des paramètres de rétention en eau (modèle de van Genuchten)

Rawls & Brakensiek (1985)	$\theta_{33\text{kPa}} = 0,2576 - 0,002 \cdot Sa + 0,0036 \cdot Cl + 0,0299 \cdot OM$ $\theta_{1500\text{kPa}} = 0,026 + 0,005 \cdot Cl + 0,0158 \cdot OM$ $n = 1 + \exp(-0,7842831 + 0,0177544 \cdot Sa - 1,062498 \cdot \theta_s - 0,00005304 \cdot Sa^2 - 0,00273493 \cdot Cl^2 + 1,11134946 \cdot \theta_s^2 - 0,03088295 \cdot Sa \cdot \theta_s + 0,00026587 \cdot Sa^2 \cdot \theta_s^2 - 0,00610522 \cdot Cl^2 \cdot \theta_s^2 - 0,00000235 \cdot Sa^2 \cdot Cl + 0,00798746 \cdot Cl^2 \cdot \theta_s - 0,00674491 \cdot \theta_s^2 \cdot Cl)$ $\alpha^{-1} = \exp(5,3396738 + 0,1845038 \cdot Cl - 2,4839454 \cdot \theta_s - 0,00213853 \cdot Cl^2 - 0,04356349 \cdot Sa \cdot \theta_s - 0,61745089 \cdot Cl \cdot \theta_s + 0,00143598 \cdot Sa^2 \cdot \theta_s^2 - 0,00855375 \cdot Cl^2 \cdot \theta_s^2 - 0,00001282 \cdot Sa^2 \cdot Cl + 0,00895359 \cdot Cl^2 \cdot \theta_s - 0,00072472 \cdot Sa^2 \cdot \theta_s + 0,0000051 \cdot Cl^2 \cdot Sa + 0,5002806 \cdot \theta_s^2 \cdot Cl)$
Vereecken et al. (1989)	$\theta_s = 0,81 - 0,283 \cdot BD + 0,001 \cdot Cl$ $\theta_r = 0,015 + 0,005 \cdot Cl + 0,014 \cdot OC$ $\alpha = \exp[-2,486 + 0,025 \cdot Sa - 0,351 \cdot OC - 2,617 \cdot BD - 0,023 \cdot Cl]$ $n = \exp[0,053 - 0,009 \cdot Sa - 0,013 \cdot Cl + 0,00015 \cdot Sa^2]$
Weynants et al. (2009)	$\theta_s = 0,6355 + 0,0013 \cdot Cl - 0,1631 \cdot BD$ $\ln(\alpha) = -4,3003 - 0,0097 \cdot Cl + 0,0138 \cdot Sa - 0,0992 \cdot OC$ $\ln(n - 1) = -1,0846 - 0,0236 \cdot Cl - 0,0085 \cdot Sa + 0,0001 \cdot Sa^2$ $\lambda = -1,8642 - 0,1317 \cdot Cl + 0,0067 \cdot Sa$

θ_s : teneur en eau à saturation [cm^3/cm^3], θ_r : teneur en eau résiduelle [cm^3/cm^3], $\theta_{33\text{kPa}}$: teneur en eau à -33 kPa [cm^3/cm^3], $\theta_{1500\text{kPa}}$: teneur en eau à -1500 kPa [cm^3/cm^3], α : paramètre d'échelle [cm^{-1}], n : paramètre de forme [-], λ : paramètre de connectivité des pores [-], Sa : sable [%], Cl : argile [%], OM : matière organique [%], OC : carbone organique [%], BD : densité apparente [g/cm^3].

Tableau 10 : Équations des PTF pour l'estimation de Ksat

Cosby et al. (1984)	$K_{sat} = 2,54 \cdot 10^{(-0,6 + 0,012 \cdot Sa - 0,0064 \cdot Cl)}$
Dane & Puckett (1994)	$K_{sat} = 30,384 \cdot \exp(-0,144 \cdot Cl)$
Julia et al. (2004) – A	$K_{sat} = 0,0920 \cdot \exp(0,0491 \cdot Sa)$
Julia et al. (2004) – B	$K_{sat} = 0,1 \cdot (-4,994 + 0,56728 \cdot Sa - 0,131 \cdot Cl - 0,01270 \cdot OM)$
Jabro (1992)	$\log_{10}(K_{sat}) = 9,56 - 0,81 \cdot \log_{10}(Si) - 1,09 \cdot \log_{10}(Cl) - 4,64 \cdot BD$ $K_{sat} = 10^{(\log_{10}(K_{sat}))}$
Puckett et al. (1985)	$K_{sat} = 15,696 \cdot \exp(-0,1975 \cdot Cl)$
Rawls & Brakensiek (1985)	$\phi = 1 - (BD / 2,65)$ $x = 19,52348 \cdot \phi - 8,96847 - 0,028212 \cdot Cl + 0,00018107 \cdot Sa^2 - 0,0094125 \cdot Cl^2 - 8,395215 \cdot \phi^2 + 0,077718 \cdot Sa \cdot \phi - 0,00298 \cdot Sa^2 \cdot \phi^2 - 0,019492 \cdot Cl^2 \cdot \phi^2 + 0,0000173 \cdot Sa^2 \cdot Cl + 0,02733 \cdot Cl^2 \cdot \phi + 0,001434 \cdot Sa^2 \cdot \phi - 0,0000035 \cdot Cl^2 \cdot Sa$ $K_{sat} = \exp(x)$
Vereecken et al. (1990)	$\ln(K_{sat}) = 20,62 - 0,96 \cdot \ln(Cl) - 0,66 \cdot \ln(Sa) - 0,46 \cdot \ln(OM) - 8,43 \cdot BD$ $K_{sat} = \exp(\ln(K_{sat})) \cdot 0,04167$
Weynants et al. (2009)	$x = 1,9582 + 0,0308 \cdot Sa - 0,6142 \cdot BD - 0,1566 \cdot OM$ $K_{sat} = \exp(x) / 24$
Wösten et al. (1999)	$x = 7,755 + 0,0352 \cdot Si + 0,93 - 0,976 \cdot BD - 0,00048 \cdot Cl^2 - 0,000322 \cdot Si^2 + 0,001 \cdot Si^{-1} - 0,0748 \cdot OM^{-1} - 0,643 \cdot \ln(Si) - 0,0139 \cdot (BD \cdot Cl) - 0,167 \cdot (BD \cdot OM) + 0,0298 \cdot Cl - 0,03305 \cdot Si$ $K_{sat} = 0,04167 \cdot \exp(x)$
Wösten et al. (2001) – A	$K_{sat} = \exp(45,8 - 14,34 \cdot BD + 0,001481 \cdot Si^2 - 27,5 \cdot BD^{-1} - 0,891 \cdot \ln(Si) - 0,34 \cdot \ln(BD)) \cdot 0,04167$
Wösten et al. (2001) – B	$x = -42,6 + 8,71 \cdot M + 61,9 \cdot BD - 20,79 \cdot BD^2 - 0,2107 \cdot OM^2 - 0,0162 \cdot Cl \cdot OM - 5,382 \cdot BD \cdot OM$ $K_{sat} = \exp(x) \cdot 0,04167$

Ksat : conductivité hydraulique à saturation [cm/h], Sa : sable [%], Si : limon [%], Cl : argile [%], OM : matière organique [%], BD : densité apparente [g/cm³], ϕ : porosité totale (cm³/cm³).

Annexe B : Propriétés texturales des sols

Tableau 11 : Propriétés texturales estimées par SoilGrids

SoilGrids	Surface [0-5cm]					
id	Argile [%]	Limon [%]	Sable [%]	pH H2O [-]	pb [g/cm ³]	MO [%]
AV1	18,40	20,00	61,50	6,20	1,35	2,65
AV2	15,40	20,00	64,60	6,10	1,35	2,78
AV3	18,40	20,00	61,50	6,20	1,35	2,65
AV4	16,30	21,60	62,10	6,10	1,35	2,48
M1	17,10	21,20	61,60	6,20	1,35	2,12
M2	16,70	21,20	62,10	6,20	1,35	2,12
M3	16,30	20,10	63,60	6,20	1,35	2,29
M4	17,80	20,10	62,10	6,10	1,36	2,78
A1	17,10	21,20	61,60	6,20	1,35	2,12
A2	15,90	20,40	63,70	6,20	1,35	2,10
A3	16,40	20,10	63,50	6,10	1,36	2,29
A4	17,70	19,50	62,80	6,10	1,37	2,34
Moyenne	16,96	20,45	62,56	6,16	1,35	2,39

Tableau 12 : Propriétés texturales estimées par iSDAsoil

iSDAsoil	Surface [0-20cm]					
id	Argile [%]	Limon [%]	Sable [%]	pH H2O [-]	pb [g/cm ³]	MO [%]
AV1	19,00	16,00	64,00	6,10	1,31	3,45
AV2	16,00	18,00	64,00	6,20	1,30	3,28
AV3	18,00	17,00	64,00	6,10	1,30	3,10
AV4	17,00	17,00	62,00	6,20	1,29	3,45
M1	16,00	16,00	64,00	6,10	1,31	3,28
M2	17,00	18,00	63,00	6,10	1,28	3,28
M3	14,00	17,00	65,00	6,10	1,27	3,45
M4	14,00	16,00	63,00	6,10	1,30	3,45
A1	16,00	16,00	65,00	6,00	1,31	3,45
A2	13,00	17,00	70,00	6,10	1,30	3,28
A3	15,00	17,00	66,00	6,00	1,26	3,28
A4	14,00	17,00	64,00	6,00	1,31	3,28
Moyenne	15,75	16,83	64,50	6,09	1,30	3,33

Tableau 13 : Propriétés texturales mesurées en laboratoire (CPAR)

Laboratoire	Surface [0-5cm]					
id	Argile [%]	Limon [%]	Sable [%]	pH H2O [-]	pb [g/cm ³]	MO [%]
AV1	5,800	15,60	78,60	7,10	1,61	5,60
AV2	3,700	12,50	83,80	7,30	1,59	1,60
AV3	10,20	23,40	66,40	7,30	1,49	6,20
AV4	12,80	38,80	48,30	8,30	1,47	4,70
M1	4,800	14,80	80,30	7,00	1,75	2,90
M2	6,300	14,50	79,20	6,70	1,55	2,30
M3	6,000	12,00	82,00	6,60	1,64	3,80
M4	10,10	13,90	76,00	7,40	1,57	3,80
A1	10,80	13,10	76,20	7,10	1,61	4,30
A2	7,100	13,00	79,90	6,80	1,61	1,60
A3	3,700	9,200	87,10	6,70	1,71	1,20
A4	8,300	11,30	80,50	7,60	1,55	4,90
Moyenne	7,467	16,01	76,53	7,16	1,60	3,58

Annexe C : Paramètres de van Genuchten estimés via PTF

Tableau 14 : Paramètres de van Genuchten pour quatre PTF selon trois sources de données

PTF	θ_r [m ³ /m ³]	θ_s [m ³ /m ³]	α [cm ⁻¹]	n [-]
iSDAsoil				
Rosetta (2001)	0,05827	0,4483	0,02384	1,456
Weynants et al. (2009)	0	0,4461	0,02398	1,204
Rawls & Brakensiek (1985)	0	0,5104	0,1578	1,333
Vereecken et al. (1989)	0,09232	0,4512	0,01886	1,446
SoilGrids				
Rosetta (2001)	0,05778	0,4301	0,02160	1,448
Weynants et al. (2009)	0	0,4369	0,02382	1,197
Rawls & Brakensiek (1985)	0	0,4896	0,1247	1,334
Vereecken et al. (1989)	0,08308	0,4352	0,01963	1,400
Données de laboratoire				
Rosetta (2001)	0,04313	0,3579	0,03739	1,722
Weynants et al. (2009)	0	0,3862	0,03035	1,269
Rawls & Brakensiek (1985)	0	0,3934	0,1040	1,450
Vereecken et al. (1989)	0,06072	0,3622	0,009114	1,670

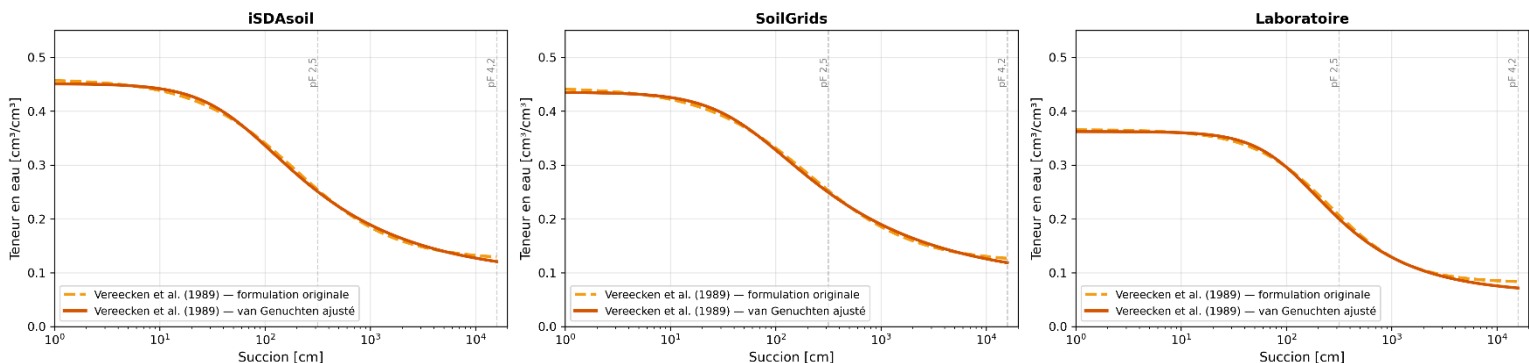


Figure 26 : Comparaison des courbes de rétention en eau obtenues par la PTF de Vereecken et al. (1989) avec la formulation originale et la formulation ajustée de van Genuchten.

Annexe D : Données climatiques (2021 – 2025)

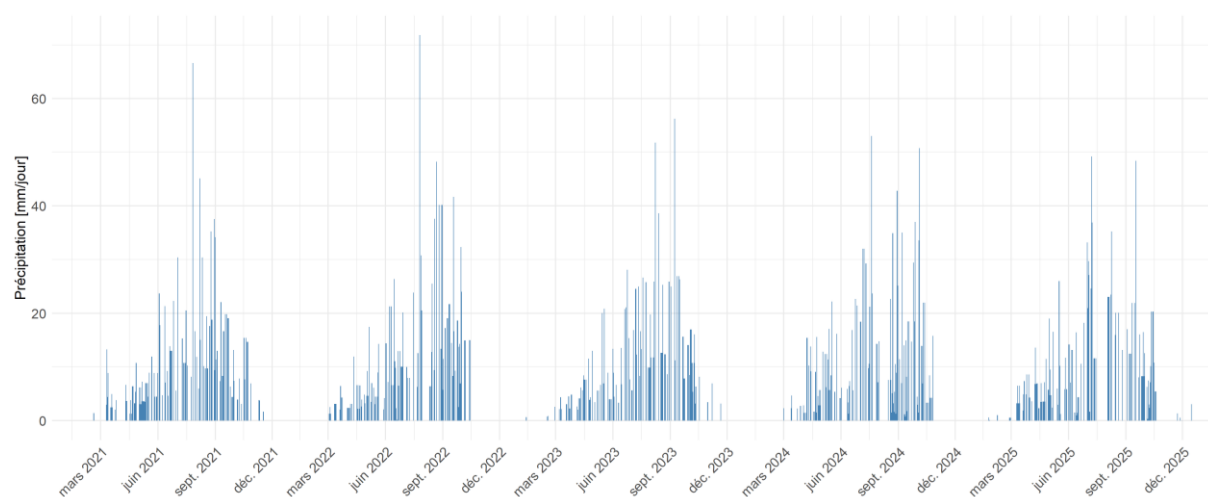


Figure 27 : Précipitations journalières moyennes estimées par CHIRPS (2021-2025).

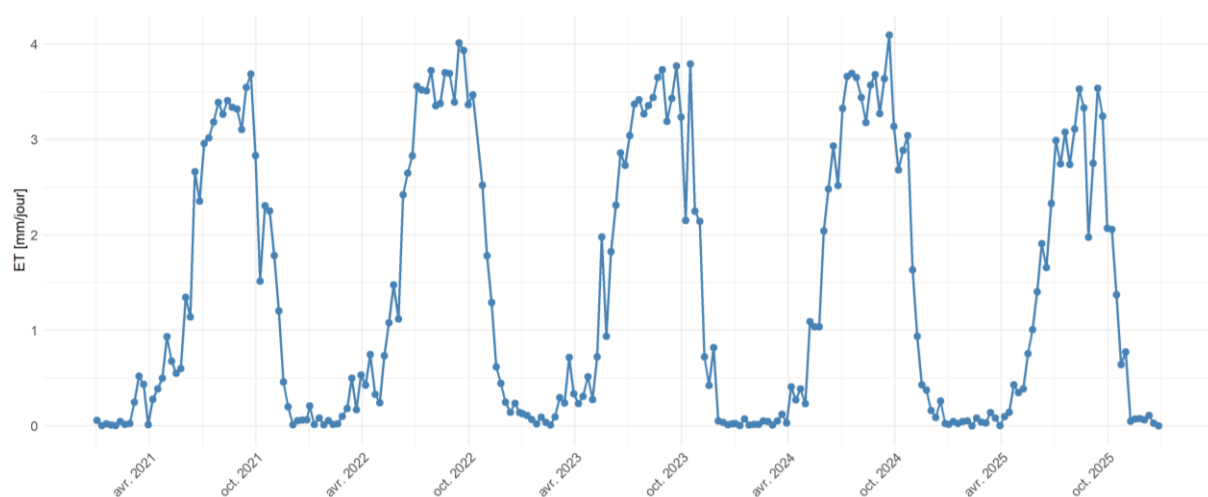


Figure 28 : Evapotranspiration journalière moyenne estimée par MODIS (2021-2025).

Annexe E : Évolution de la teneur en eau du sol aux douze points d'échantillonnage estimée par la méthode d'El Hajj et al. (2017)

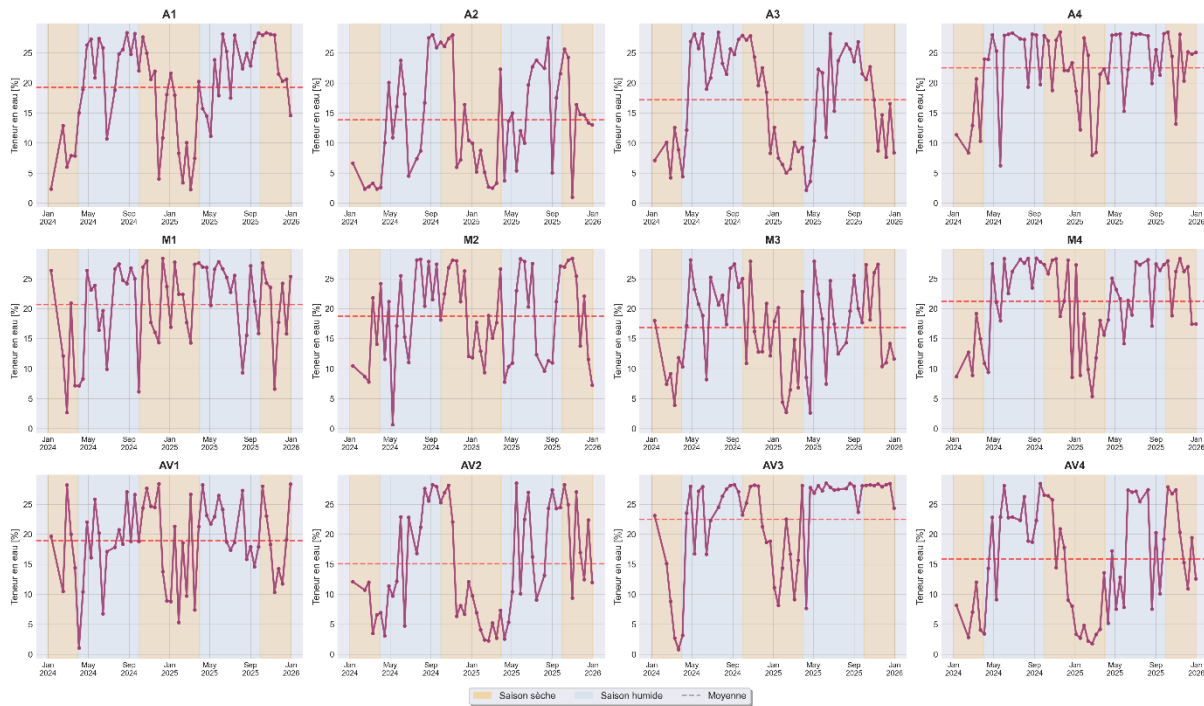


Figure 29 : Évolution de la teneur en eau du sol aux douze points d'échantillonnage estimée par la méthode d'El Hajj et al. (2017).

Annexe F : Résultats de Ksat et du paramètre α de Gardner obtenus par mesure *in situ* avec l'infiltromètre à minidisque

Tableau 15 : Conductivité hydraulique à saturation mesurée par infiltromètre à minidisque

	Essai 1 [cm/j]	Essai 2 [cm/j]	Essai 3 [cm/j]	Ksat moyenne [cm/j]	Ecart-type [cm/j]	Coefficient de variation [%]
AV1	105,0	210,0	324,0	213,0	74,00	34,74
AV2	468,5	627,1	67,53	387,7	213,5	55,06
AV3	23,04	360,1	85,81	156,3	135,9	86,91
AV4	102,9	81,63	143,0	109,2	22,54	20,64
M1	82,66	165,0	252,8	166,8	57,32	34,36
M2	81,57	153,3	252,8	162,6	60,16	37,01
M3	87,51	313,1	180,8	193,8	79,51	41,03
M4	169,8	301,4	263,0	244,7	49,96	20,41
A1	69,27	109,5	59,09	79,30	20,15	25,4
A2	382,9	469,3	361,6	404,6	43,14	10,66
A3	127,6	269,8	65,02	154,2	77,10	50,01
A4	217,2	50,00	61,53	109,6	71,77	65,49
Moyenne				198,5	75,41	38,00

Tableau 16 : Paramètre α de Gardner déterminé par infiltromètre à minidisque

	Essai 1 [1/cm]	Essai 2 [1/cm]	Essai 3 [1/cm]	Alpha moyen [1/cm]	Ecart-type [1/cm]	Coefficient de variation [%]
AV1	-0,005221	0,2384	0,3092	0,2738	0,03541	12,93
AV2	0,4014	0,8389	-0,03842	0,6202	0,2188	35,27
AV3	-0,2444	0,3082	0,1126	0,2104	0,09776	46,46
AV4	0,2546	0,1210	0,3367	0,2374	0,07763	32,70
M1	0,01917	0,1714	0,3629	0,1845	0,1189	64,46
M2	0,04619	0,4412	0,1902	0,2259	0,1435	63,55
M3	0,1733	0,3315	0,2078	0,2376	0,06265	26,37
M4	0,3654	0,5544	0,5979	0,5059	0,09368	18,52
A1	-0,01030	0,1199	-0,05749	0,1199	0,0000	0,0000
A2	0,5830	0,6490	0,7571	0,6630	0,06273	9,460
A3	0,03367	0,1930	-0,1145	0,1133	0,07966	70,29
A4	0,4135	-0,1065	0,1411	0,2773	0,1362	49,13
Moyenne				0,3058	0,09391	30,71

Annexe G : Valeurs de Ksat estimées par les PTF

Tableau 17 : Conductivité hydraulique à saturation (cm/j) estimée par treize PTF pour trois sources de données pédologiques (moyenne $\pm$ écart-type spatial)

PTF	iSDAsoil	Soilgrids	Laboratoire
Cosby et al. (1984)	75,80 $\pm$ 5,60	67,23 $\pm$ 2,80	118,2 $\pm$ 29,7
Dane & Puckett (1994)	72,69 $\pm$ 18,60	63,99 $\pm$ 8,81	269,2 $\pm$ 105,9
Julia et al. (2004) - A	57,85 $\pm$ 5,06	47,70 $\pm$ 2,50	103,1 $\pm$ 35,1
Puckett et al. (1985)	16,18 $\pm$ 5,71	13,45 $\pm$ 2,26	99,53 $\pm$ 51,91
Rawls & Brakensiek (1985)	335,3 $\pm$ 48,8	181,2 $\pm$ 17,6	180,8 $\pm$ 77,0
Jabro (1992)	418,9 $\pm$ 101,1	182,7 $\pm$ 17,0	53,46 $\pm$ 27,69
Julia et al. (2004) - B	73,28 $\pm$ 2,90	67,78 $\pm$ 1,68	89,75 $\pm$ 14,70
Rosetta (2001)	73,97 $\pm$ 10,43	49,26 $\pm$ 3,78	76,82 $\pm$ 36,51
Vereecken et al. (1989)	41,54 $\pm$ 8,00	29,14 $\pm$ 3,04	7,805 $\pm$ 4,190
Weynants et al. (2009)	14,71 $\pm$ 0,84	14,59 $\pm$ 0,75	17,58 $\pm$ 7,27
Wösten et al. (1999)	127,5 $\pm$ 4,6	122,7 $\pm$ 6,1	92,55 $\pm$ 48,52
Wösten et al. (2001) - A	45,07 $\pm$ 1,51	49,46 $\pm$ 0,55	40,03 $\pm$ 28,83
Wösten et al. (2001) - B	198,8 $\pm$ 43,2	102,5 $\pm$ 7,2	5,093 $\pm$ 6,933

Annexe H : Paramètres hydrauliques optimisés par modélisation inverse

Tableau 18 : Conductivité hydraulique à saturation (cm/j) optimisée par modélisation inverse pour quatre PTF et trois sources de données pédologiques, par année et en moyenne sur la période 2021–2025

Ksat [cm/j]	Rosetta (2001)			Weynants et al. (2009)			Rawls & Brakensiek (1985)			Vereecken et al. (1989)		
	iSDAsoil	SoilGrids	Labo	iSDAsoil	SoilGrids	Labo	iSDAsoil	SoilGrids	Labo	iSDAsoil	SoilGrids	Labo
2021	89,97	70,63	75,29	98,76	22,30	43,04	461,4	253,5	200,2	71,08	51,95	11,72
2022	183,8	92,85	80,00	83,47	96,49	23,25	482,4	361,4	175,9	77,42	80,96	99,55
2023	144,1	96,68	76,01	102,7	144,2	29,81	443,1	450,0	184,6	64,98	57,46	26,48
2024	79,71	53,21	67,30	38,14	18,66	18,48	442,5	289,2	196,0	64,76	35,09	13,97
2025	128,3	86,29	83,67	79,07	108,4	35,70	489,7	317,8	173,6	48,23	32,70	33,94
Moyenne	125,2	79,93	76,45	80,43	78,01	30,06	463,8	334,4	186,1	65,29	51,63	37,13
Ecart-type	42,18	17,95	6,124	25,65	55,39	9,755	21,81	75,76	11,83	10,86	19,53	36,06

Tableau 19 : Paramètre α (cm⁻¹) du modèle de van Genuchten optimisé par modélisation inverse pour quatre PTF et trois sources de données pédologiques, par année et en moyenne sur la période 2021–2025

Alpha [1/cm]	Rosetta (2001)			Weynants et al. (2009)			Rawls & Brakensiek (1985)			Vereecken et al. (1989)		
	iSDAsoil	SoilGrids	Labo	iSDAsoil	SoilGrids	Labo	iSDAsoil	SoilGrids	Labo	iSDAsoil	SoilGrids	Labo
2021	0,02213	0,02094	0,03787	0,02237	0,02320	0,02869	0,1233	0,1145	0,1002	0,01809	0,02220	0,01340
2022	0,03646	0,01352	0,03645	0,01808	0,02118	0,02732	0,1390	0,1197	0,1071	0,02297	0,01157	0,006088
2023	0,02000	0,01609	0,03575	0,02886	0,01909	0,02748	0,1627	0,1192	0,09891	0,02521	0,01667	0,009758
2024	0,02199	0,02060	0,03993	0,01898	0,02228	0,03036	0,1473	0,08371	0,1026	0,01794	0,01906	0,01371
2025	0,02166	0,01936	0,03632	0,01599	0,01578	0,02620	0,1427	0,1147	0,1014	0,01701	0,01917	0,01010
Moyenne	0,02445	0,01810	0,03726	0,02086	0,02031	0,02801	0,1430	0,1104	0,1020	0,02024	0,01773	0,01061
Ecart-type	0,006769	0,003197	0,001684	0,005031	0,002956	0,001581	0,01421	0,01509	0,003131	0,003621	0,003965	0,003116

Estimation des propriétés hydrauliques des sols par une approche croisant les données de télédétection et de terrain : Cas du bas-fond de Boko (Borgou, Bénin)

Jeremi Borzyk

Au Bénin, les bas-fonds constituent des zones agricoles et hydrologiques stratégiques, mais leur exploitation reste limitée par le manque de connaissances sur les propriétés hydrauliques des sols. La caractérisation de ces propriétés, indispensable pour comprendre les processus d'infiltration et de drainage, nécessite des approches méthodologiques adaptées au contexte tropical et aux contraintes locales en matière de données disponibles.

L'objectif de ce mémoire est d'identifier et d'évaluer une méthodologie permettant d'estimer les propriétés hydrauliques des sols du bas-fond de Boko à partir de données génériques, en intégrant données de télédétection et mesures de terrain. Ce mémoire présente une approche combinant bases de données pédologiques génériques et modélisation inverse, appliquée au bas-fond de Boko, situé dans le département de Borgou au Bénin. Les propriétés texturales ont été comparées entre iSDAsoil, SoilGrids et des mesures de laboratoire. Treize fonctions de pédotransfert (PTF) ont été évaluées pour l'estimation de la conductivité hydraulique à saturation (K_{sat}) et des paramètres de van Genuchten. La teneur en eau du sol a été estimée par la méthode d'El Hajj et al. (2017) à partir d'images Sentinel-1 et Sentinel-2, et le flux hydrique journalier a été calculé à partir des données CHIRPS et MODIS. Ces données ont été utilisées comme entrées pour une modélisation inverse sous HYDRUS-1D, permettant d'optimiser K_{sat} et le paramètre α .

Les résultats montrent que les trois sources de données convergent vers une même classe texturale de type sandy loam, bien que des écarts quantitatifs soient observés. Les PTF produisent des estimations de K_{sat} très dispersées, allant de 14 à plus de 400 cm/j, confirmant leur forte sensibilité aux données d'entrée et à leur domaine de calibration. La modélisation inverse améliore la reproduction du comportement hydrique observé pour la quasi-totalité des combinaisons testées, avec des réductions de RMSE allant jusqu'à 4,94 %. La combinaison Vereecken et al. (1989) avec les données de laboratoire présente les meilleures performances globales (RMSE = 5,97 %, biais = 0,27 %). Ces résultats démontrent la faisabilité de la caractérisation hydraulique des bas-fonds béninois à partir de données génériques, ouvrant la voie à une application à d'autres sites similaires en Afrique de l'Ouest.