



HAL
open science

**Suivi des plans d'eau en Afrique de l'Ouest par
télédétection : analyse du régime hydrologique par une
approche multi-capteurs et classification par réseau de
neurones**

Mathilde de Fleury

► **To cite this version:**

Mathilde de Fleury. Suivi des plans d'eau en Afrique de l'Ouest par télédétection : analyse du régime hydrologique par une approche multi-capteurs et classification par réseau de neurones. Hydrologie. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2023. Français. NNT : 2023TOU30278 . tel-04575257

HAL Id: tel-04575257

<https://theses.hal.science/tel-04575257>

Submitted on 14 May 2024

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

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



THÈSE

En vue de l'obtention du
DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE
Délivré par l'Université Toulouse 3 - Paul Sabatier

Présentée et soutenue par
Mathilde DE FLEURY

Le 11 décembre 2023

**Suivi des plans d'eau en Afrique de l'Ouest par télédétection :
analyse du régime hydrologique par une approche multi-capteurs
et classification par réseau de neurones**

Ecole doctorale : **SDU2E - Sciences de l'Univers, de l'Environnement et de
l'Espace**

Spécialité : **Surfaces et interfaces continentales, Hydrologie**

Unité de recherche :

GET - Geosciences Environnement Toulouse

Thèse dirigée par

Eric MOUGIN et Manuela GRIPPA

Jury

M. Pierre-Louis FRISON, Rapporteur

Mme Stéphanie HORION, Rapporteur

Mme Catherine OTTLÉ, Examinatrice

M. Nicolas DELBART, Examinateur

M. Eric MOUGIN, Directeur de thèse

Mme Manuela GRIPPA, Co-directrice de thèse

Mme Marielle GOSSET, Présidente

Remerciements

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude à tous ceux qui ont participé à ce projet et qui m'ont accompagnée et soutenue tout au long de cette aventure. Je tiens tout d'abord à remercier mes directeurs et encadrants Manuela Grippa, Laurent Kergoat et Eric Mougin pour m'avoir donné l'opportunité de réaliser ce projet. J'aimerais également remercier Manuela et Laurent pour leur soutien au-delà de l'encadrement académique. Travailler avec vous a été une chance exceptionnelle et j'ai beaucoup appris à vos côtés. Je vous suis également reconnaissante pour votre relecture minutieuse de mon manuscrit qui a contribué à affiner mes propos. Enfin, merci tout simplement pour votre gentillesse.

Je souhaite ensuite adresser mes remerciements aux rapporteurs Stéphanie Horion et Pierre-Louis Frison ainsi qu'aux membres du jury Catherine Ottlé, Marielle Gosset et Nicolas Delbart pour le temps précieux qu'ils ont accordé à l'examen de mon manuscrit et à ma soutenance de thèse. Mes remerciements s'adressent également à tous les membres de mon comité de thèse, à savoir Guillaume Favreau, Jean-François Crétaux, Laetitia Gal, Marielle Gosset et Laurent Kergoat. Leur contribution professionnelle, leur regard extérieur et leur soutien ont été précieux. De plus, je tiens à remercier Félix Girard pour son intérêt et son engagement dans mes travaux, ainsi que pour ses précieuses réponses à mes nombreuses questions. Un grand merci à Santiago Peña-Luque, Frédéric Frappart, Fabien Blarel et l'équipe SLeW (SWOT science team) pour leur expertise sur le traitement des données satellites et à Guillaume Morin pour les discussions sur la typologie des plans d'eau. Merci aussi à Hedwige Nikiema et Jean-Marie Dipama de l'Université de Ouagadougou ainsi qu'à Roland Yonaba et Tazen Fowe de 2iE (Burkina Faso), pour leurs échanges constructifs qui ont enrichi cette thèse.

Je tiens également à exprimer ma gratitude envers les membres de l'équipe IGN de l'université de Copenhague, notamment Martin Brandt, Rasmus Fensholt, Mate Kovács, Florian Reiner, Ankit Kariryaa, et Stéphanie Horion. C'est grâce à vous que j'ai eu l'opportunité de plonger dans le domaine de l'intelligence artificielle, ce qui a enrichi la seconde partie de ma thèse. Je dois également remercier TESS¹ pour avoir rendu cette opportunité possible et le CNES pour leur support aux différents projets en lien avec cette thèse (APR-SPLASH et Hydrologie Spatiale). Un grand merci à Odin Marc pour

1. Ce travail portant la référence EUR TESS N° ANR-18-EURE-0018 a bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme Investissements d'avenir

avoir mis à notre disposition son ordinateur performant, sans lequel ce travail n'aurait pu être mené à bien. J'aimerais également remercier Bastien Plazolles pour son temps précieux et son aide à cet égard. Merci aussi à mon stagiaire Wassim Chakroun pour son intérêt pour ce projet d'IA, son engagement et son expertise.

Je tiens également à exprimer ma reconnaissance envers tous les membres des services généraux et informatiques du GET et de l'école doctorale SDU2E pour leur disponibilité et leur aide dans les nombreuses démarches. Un grand merci également à tous les membres et ex-membres de l'équipe pour leur accueil. Merci notamment à Fabrice, Yves, Laetitia et Bruno pour tous ces échanges.

D'un point de vue plus personnel, je souhaite adresser mes remerciements à ma famille, ma belle-famille, mes amis, ainsi qu'à toutes les personnes qui ont croisé ma route au fil de cette aventure. Votre soutien et votre contribution ont profondément enrichi mon parcours de vie. Je commence par un immense merci à tous mes précieux amis du laboratoire pour leur soutien indéfectible et les moments de partage inoubliables que nous avons vécus ensemble. Je pense notamment à Marie, Noé, les Louises (au nombre de trois), Neil, Rémi, Anne, Théo, Moussa, Cali et Matthieu avec qui j'ai partagé tant de précieux instants. Je remercie également tous les doctorants et post-docs, même si vous êtes trop nombreux pour être nommés individuellement, j'ai énormément apprécié chacun de nos échanges. Mes remerciements vont également à mes collègues de bureau fixes ou de passage, Félix, Paul-Alain, Isalyne, Yasmin et Clément, pour ce temps passé ensemble. Merci également à Marie, Laudine et Iris pour leurs relectures attentives.

Je souhaite également remercier mes amis du Danemark que j'ai eu le bonheur de retrouver à chaque conférence. Un merci tout particulier à Florian, Maté, Yan, Christin et Maurice pour leur accueil des plus chaleureux. Je tiens à exprimer ma plus profonde gratitude envers Yan, qui a été à mes côtés et m'a apporté son soutien tout au long de mon séjour au Danemark et à chaque conférence. C'est une grande chance de t'avoir rencontré. Mes remerciements s'étendent également à l'ensemble de vos collègues que j'ai eu l'opportunité de rencontrer au cours de cette aventure et avec qui j'ai eu le plaisir d'échanger.

Enfin, je tiens à adresser mes derniers remerciements les plus sincères aux personnes qui m'ont le plus soutenue durant ces années. Olivia, Laura et Marie, votre soutien, vos conseils et votre amitié ont été des sources inestimables de réconfort et de motivation tout au long de cette aventure. Je vous suis profondément reconnaissante de ne jamais m'avoir

abandonnée et de m'avoir encouragé à me surpasser. Je tiens à exprimer ma gratitude infinie envers ma famille, en particulier mes parents et mes sœurs, pour leur soutien constant, leurs encouragements et leur amour qui m'ont portée tout au long de ces années. Ressentir votre fierté et votre confiance en moi a été une source de motivation inestimable. Pour finir, un immense merci à mon conjoint, Alexandre, merci de me soutenir au quotidien, de me donner confiance et d'être présent malgré les difficultés et l'éloignement. Merci du fond du cœur pour avoir été ma source constante de force et de motivation.

Résumé

L’Afrique de l’Ouest abrite un grand nombre de plans d’eau, incluant des lacs, des mares et des réservoirs, souvent de petite taille, jouant un rôle essentiel dans la vie des populations locales. Malgré leur importance, ces ressources sont peu étudiées, notamment en raison du manque de données de terrain. La télédétection permet l’observation des eaux de surfaces continentales, mais la résolution spatio-temporelle des instruments a longtemps été un obstacle au suivi de ces petits objets très dynamiques dans le temps. Aujourd’hui, les améliorations technologiques permettent d’observer les variations de surface et de hauteur d’eau sur des eaux de surface de plus en plus petites.

Cette thèse vise à explorer le fonctionnement hydrologique des plans d’eau en Afrique de l’Ouest, en particulier les plans d’eau de petite taille, et à améliorer leur détection, grâce à l’utilisation de données satellites.

En première partie de cette thèse, nous analysons les régimes hydrologiques de 37 petits plans d’eau, allant de 0.04 km² à 37.91 km², situés sous les traces altimétriques de Sentinel-3, au Mali, au Burkina Faso et au Niger. Par une approche multi-capteurs, à l’aide de données optiques du Sentinel-2 MultiSpectral Instrument (MSI) et de données altimétriques du Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter (SRAL), nous estimons le bilan hydrologique de chaque plan d’eau en comparant les variations de hauteurs d’eau en saison sèche avec l’évaporation estimée. Cette étude révèle que 24 plans d’eau, notamment les réservoirs dans le centre du Burkina Faso, connaissent des pertes d’eau dont certaines sont expliquées par des activités humaines telles que l’irrigation. D’autres plans d’eau montrent des apports, attribuables aux nappes souterraines ou aux écoulements des cours d’eau, comme les plans d’eau situés dans le delta intérieur du Niger. Nous pouvons également détecter les modifications de régimes, mettant en évidence des réservoirs artificiels abandonnés ou sujets à des pertes en eau exceptionnelles suite à des dégâts sur les infrastructures. Ces résultats démontrent les potentialités des données satellites pour l’étude du fonctionnement hydrologique de petits plans d’eau en région semi-aride et ouvrent des perspectives intéressantes pour l’exploitation des données SWOT, altimètre à large fauchée qui permettra de suivre l’ensemble des plans d’eau.

La deuxième partie de la thèse se concentre sur l'amélioration de la détection des eaux de surface en Afrique de l'Ouest. Nous proposons une nouvelle approche conçue pour combler les lacunes des bases de données globales disponibles actuellement qui ne parviennent pas à identifier certains plans d'eau, en particulier ceux avec de la végétation. Cette méthode est basée sur l'apprentissage profond et utilise un réseau de neurones à convolution à architecture U-Net avec des données optiques Sentinel-2 MSI. Malgré le faible nombre de données d'apprentissage, notre modèle atteint une très bonne performance (F1-score de 97 %) et est capable de détecter des eaux de surface à partir de 0.002 km², même couvertes de végétation aquatique. Les résultats de cette méthode de détection nous permettent de classifier tous les plans d'eau de cette région, dont 85 % ont une surface inférieure à 0.1 km², et d'identifier leur typologie avec la grande majorité des eaux avec de la végétation aquatique ou turbides.

En conclusion, cette thèse offre une perspective innovante sur le suivi des ressources en eau de surface de l'Afrique de l'Ouest, plus particulièrement les petits plans d'eau, caractérisés par différents fonctionnements hydrologiques et différentes typologies. De plus, elle met à disposition des méthodes accessibles et reproductibles pour étudier ces phénomènes.

Mots-clés : Afrique de l'Ouest, petits plans d'eau, télédétection, imagerie optique, altimétrie, régime hydrologique, réseau de neurones, végétation aquatique.

Abstract

West Africa count numerous water bodies, including lakes, ponds and reservoirs, often small ones, crucial for local populations which use them on a daily basis. Despite their importance, these resources are under-studied, mainly due to a lack of in situ data. Remote sensing data allow studying continental surface waters, but the spatial and temporal resolution of the instruments has often been an obstacle to studying these small, highly dynamic objects over time. Today, improvements in technology make it possible to observe variations in water surface and water height on ever smaller water bodies.

This thesis aims to explore the hydrological functioning of water bodies in West Africa, in particular small ones, and to improve their detection using satellite data.

In the first part of this thesis, we analyse the hydrological regimes of 37 small water bodies, ranging from 0.04 km² to 37.91 km², located under the Sentinel-3 altimeter tracks in Mali, Burkina Faso and Niger. Using a multi-sensor approach, with optical data from the Sentinel-2 MultiSpectral Instrument (MSI) and altimetry data from the Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter (SRAL), we estimate the water balance of each water body by comparing water height variations during the dry season to estimated evaporation. This study reveals that 24 water bodies, particularly reservoirs in central Burkina Faso, are experiencing water losses, some of which are explained by human activities such as irrigation. Other water bodies, such as those in the Inner Niger Delta, show inflows attributable to groundwater or river flows. We can also detect changes in water regimes, highlighting artificial reservoirs that have been abandoned or are subject to exceptional water losses following damage to infrastructure. These results demonstrate the potential of satellite data for studying the hydrological regime of small water bodies in semi-arid regions, and open up interesting prospects for exploiting SWOT data, a wide-swath altimeter that will make it possible to monitor all water bodies.

The second part of the thesis focuses on improving the detection of surface waters in West Africa. We propose a new approach designed to fill the gaps in currently available global databases that fail to identify certain water bodies, particularly those with vegetation. This method is based on deep learning and uses a CNN-type neural network with U-Net architecture and Sentinel-2 MSI optical data. Despite the small

amount of training data, our model achieves very good performance (F1-score of 97 %) and is capable of detecting surface waters even those covered with aquatic vegetation. The results enable us to classify all the water bodies in this region, of which 85 % have a surface smaller than 0.1 km², and to identify their typology, with the vast majority being covered with aquatic vegetation or turbid waters.

In conclusion, this thesis offers an innovative perspective on the monitoring of surface water resources in West Africa, more specifically small water bodies, characterized by different water balance and different typologies. It also provides accessible and reproducible methods for studying these phenomena.

Keywords : West Africa, small water bodies, remote sensing, optical imagery, altimetry, hydrological regime, neural network, floating vegetation.

Abréviations et acronymes

ANN	Artificial neural network
CDOM	Colored dissolved organic matter
CNN	Convolutionnal neural network
DEM	Digital elevation model
EPSG	Coordinate systems worldwide
FAI	Floating algae index
FN	False negative
FP	Palse Positive
IA	Intelligence artificielle
MAD	Median absolute deviation
MAO	Mousson de l’Afrique de l’Ouest
MNDWI	Modified normalized difference water index
MNT	Modèle numérique de terrain
NDVI	Normalized difference vegetation index
NDWI	Modified normalized difference water index
NIR	Near infrared
NTU	Nephelometric turbidity unit
OCOG	Offset centre of gravity
OWT	Optical water types
ReLU	Rectified linear unit
RGB	Red, green, blue
RMSE	Root mean square error
SAR	Synthetic aperture radar
SD	Standard deviation
SGD	Stochastic gradient descent
SIG	Système d’information géographique
SVM	Support vector machine
SWIR	Short wave infrared
TN	True negative
TP	True positive
UTM	Universal transverse Mercator
VNIR	Visible near infrared

Table des matières

Remerciements	2
Résumé	5
Abstract	7
Abréviations et acronymes	9
Introduction	14
Chapitre 1 : Lacs, mares et réservoirs d’Afrique de l’Ouest	18
1 Contexte hydrographique	18
1.1 Régime de mousson	18
1.2 Systèmes hydrographiques	20
1.3 Plans d’eau, nombre et tailles	20
1.4 Réservoirs artificiels	22
1.5 Recours aux eaux de surface	23
2 Fonctionnement hydrologique des plans d’eau	24
2.1 Précipitations	25
2.2 Ruissellement	26
2.3 Flux à l’exutoire	28
2.4 Évaporation	28
2.5 Infiltration sur les berges et le fond des plans d’eau	29
2.6 Interaction eau souterraine - eau de surface	29
2.7 Prélèvements anthropiques	31
2.8 Les flux dans les modèles hydrologiques	31
3 Variations à long terme des plans d’eau	32
3.1 Variations climatiques	32
3.2 Augmentation du nombre de plans d’eau	33
3.3 Études globales	35
4 Typologie des plans d’eau	36
4.1 Plans d’eau avec de la végétation	36
4.2 Turbidité de l’eau	37
4.3 La couleur de l’eau, un indicateur de qualité	38
5 Résumé et questions de recherche	39
5.1 Distribution spatiale et dynamique temporelle des plans d’eau?	39
5.2 Flux d’eau prédominants dans le bilan hydrologique?	39
5.3 Types d’eau prédominant en Afrique de l’Ouest?	40

Chapitre 2 : Suivi des eaux de surface par télédétection et applicabilité en Afrique de l’Ouest	41
1 Altimétrie radar	41
1.1 Estimation du niveau des eaux de surface	41
1.1.1 Principe de mesure	41
1.1.2 Analyse et traitements du signal radar	42
1.2 Altimètres adaptés à l’hydrologie continentale	44
1.2.1 Satellites opérationnels	44
1.2.2 SWOT, une mission dédiée à l’hydrologie	45
1.3 Les bases de données de hauteur d’eau	47
2 Imagerie optique	47
2.1 Réflectance des eaux de surface	47
2.2 Satellites imageurs récents	50
2.2.1 Imageurs opérationnels haute résolution	50
2.2.2 Imageurs opérationnels très haute résolution	51
2.2.3 Limitations des résolutions	52
3 Méthodes de détection des eaux de surfaces par imagerie optique	53
3.1 Méthodes de seuillage sur indices	53
3.1.1 Indices spectraux	54
3.1.2 Estimation empirique des seuils	55
3.1.3 Méthodes d’optimisation du seuil et de seuillage automatique	56
3.2 Méthodes d’intelligence artificielle	56
3.2.1 Machine learning en hydrologie	56
3.2.2 Deep learning en hydrologie	57
3.3 Classification des types d’eau	57
3.4 Base de données de surfaces en eau	58
4 Combinaison des données optiques et radars	59
5 Résumé et questions de recherche	60
5.1 Les données altimétriques actuelles permettent-elles de suivre les petits plans d’eau en Afrique de l’Ouest ?	60
5.2 Les méthodes de détection des eaux de surfaces sont-elles applicables à la diversité des plans d’eau de l’Afrique de l’Ouest ?	61
Chapitre 3 : Régime hydrologique des petits plans d’eau au Sahel central	62
1 Introduction à la publication	62
2 Publication de Fleury et al. 2023	63
3 Analyses complémentaires	84
3.1 Lien entre hydrogéologie et bilans	84
3.2 Impact de la proximité des agglomérations	85
3.3 Estimation de l’impact de l’irrigation	86

3.4	Connexion au réseau du delta intérieur du Niger	88
3.5	Difficultés dans l'estimation des surfaces en eau	89
4	Conclusion	94
Chapitre 4 : Configuration d'un CNN U-Net pour la détection des eaux de surface en Afrique de l'Ouest		96
1	Description du processus d'apprentissage	97
1.1	Données d'apprentissage	97
1.2	Phase d'entraînement	98
1.3	Phase de validation	99
1.4	Phase d'évaluation	99
2	Métriques de quantification des performances du modèle	100
3	Le réseau de neurones à convolution à architecture U-Net	101
3.1	Description de la partie encodeur du modèle	103
3.1.1	Les couches de convolution	103
3.1.2	Les couches de normalisation	105
3.1.3	Les couches de réduction des données	105
3.2	Description de la partie décodeur du modèle	106
3.2.1	Les couches de sur-échantillonnage	106
3.2.2	Récupération des informations de l'encodeur	107
4	Application pour la détection des plans d'eau en Afrique de l'Ouest	109
4.1	Environnement de travail	109
4.2	Création du jeu de données et prétraitements	109
4.3	Configuration du modèle	112
4.3.1	Les configurations des études similaires	112
4.3.2	Évolution des performances du modèle et ajustements	112
4.3.3	Les hyperparamètres associés à la gestion des données	114
4.3.4	Augmentation des données d'entraînement	116
4.3.5	Choix des combinaisons spectrales	116
4.3.6	Hyperparamètres de prédiction	118
5	Résumé de la configuration et discussions	119
Chapitre 5 : Distribution et typologie des plans d'eau en Afrique de l'Ouest avec un CNN U-Net.		124
1	Description des étapes de post-traitements	124
1.1	Choix des données Sentinel-2 MSI	124
1.2	Traitements raster	125
1.3	Traitements vecteurs	127
2	Analyse statistique	129
2.1	Bases de données globales pour la comparaison	130
2.2	Nombre et taille des plans d'eau au Sahel central	130
2.2.1	Résultats en novembre 2020 et mars 2018	130

2.2.2	Comparaison avec les bases de données vectorielles globales	133
2.3	Analyse de la surface en eau totale	136
2.4	Répartition spatiale des plans d'eau	136
3	Analyse qualitative	140
3.1	Erreurs d'omission et commission	140
3.2	Robustesse face aux difficultés de détection	142
4	Étude typologique des plans d'eau	144
4.1	Méthode et données utilisées	144
4.2	Analyses des résultats	145
4.2.1	Typologie majoritaire	145
4.2.2	Comparaison avec la littérature	149
4.2.3	Proportion des types d'eau dans les autres bases de données	151
5	Discussions et conclusion	153
	Conclusions et perspectives	156
	Table des figures	162
	Liste des tableaux	169
	Annexes	170
	Bibliographie	225

Introduction

L'eau douce représente moins de 2 % de la totalité de l'eau sur Terre dont seulement 4 % sont disponibles pour les sociétés humaines (Douville et al. 2023). Ces eaux, sous forme de rivières, plans d'eau naturels et artificiels et eaux souterraines sont essentielles pour notre quotidien, qu'il s'agisse de nos besoins domestiques comme la consommation, l'alimentation et l'hygiène ou de façon indirecte de ceux des secteurs tels que l'agriculture avec l'irrigation, l'élevage et l'industrie en général. Ces eaux continentales jouent également un rôle crucial pour de nombreux écosystèmes et ont un impact important sur les cycles biogéochimiques (Douville et al. 2023).

Ainsi, assurer la sécurité de l'eau, c'est-à-dire garantir un accès durable aux ressources en eau tout en préservant sa qualité, est d'une importance capitale (Grey et Sadoff 2007). C'est pourquoi les Nations Unies ont intégré cet enjeu dans l'objectif numéro 6 des objectifs de développement durable, intitulé "Eau propre et assainissement". Cependant, la demande en eau est en constante augmentation en raison de la croissance démographique tandis que les ressources en eau potable ne suivent pas une augmentation proportionnelle. L'ONU estime dans son rapport de 2023 que la crise de l'eau touche actuellement 26 % de la population mondiale, avec deux milliards de personnes n'ayant pas accès à de l'eau potable.

L'Afrique de l'Ouest est particulièrement touchée par des crises d'insécurité alimentaire, étroitement liées à la crise de l'eau, exacerbées par les périodes de sécheresse et d'inondations (Douxchamps et al. 2014). La forte dépendance de cette région à l'égard des eaux de surface continentales souligne la nécessité d'approfondir notre compréhension de ces systèmes hydrologiques complexes. Cette démarche est essentielle pour anticiper les évolutions et élaborer des stratégies de développement appropriées (Papa et al. 2023).

L'Afrique de l'Ouest abrite une multitude de plans d'eau, dont la plupart sont temporaires et de petite taille (Haas et al. 2009 ; Pi et al. 2022). Parmi ces plans d'eau, certains sont artificiels, principalement des petits réservoirs situés au Burkina Faso qui ont été construits à des fins domestiques ou pour l'irrigation à petite échelle (Cecchi et al. 2009 ; Venot et Krishnan 2011). Ces plans d'eau restent largement sous-étudiés, ce qui limite notre compréhension de leurs variations temporelles et de leur répartition géographique, leur nombre exact demeure largement méconnu.

Les précipitations, le ruissellement et les échanges avec la nappe superficielle constituent des flux entrant qui alimentent les plans d'eau. Ils subissent des pertes d'eau en raison des flux à l'exutoire, de l'évaporation, des prélèvements et de l'infiltration dans le fond, sur les berges et vers la nappe. Chacun de ces flux d'eau est intrinsèquement lié à l'environnement immédiat du plan d'eau, aux caractéristiques de son bassin versant, ainsi qu'à l'hydrogéologie. Ils sont soumis aux variations climatiques, spatiales et temporelles, ce qui influe directement sur la quantité de stock d'eau disponible (Le Lay et Galle 2005). Les activités humaines avec les prélèvements en eau et la construction de barrage ont également un impact significatif sur ces flux en altérant les régimes d'écoulement. Quantifier précisément ces flux d'eau représente une tâche complexe et, à l'échelle mondiale, il n'existe pas de consensus sur les principaux flux qui influencent les variations des stocks d'eau.

L'utilisation quotidienne des eaux de surface suscite des préoccupations quant à la qualité de l'eau. La turbidité de l'eau est l'un des indicateurs de cette qualité, elle est influencée par la présence de particules dissoutes ou en suspension. En Afrique de l'Ouest, une grande diversité de plans d'eau est observée. Certains sont caractérisés par une eau claire, par des couvertures végétales marquées ou par une turbidité exceptionnellement élevée, souvent supérieure à celle observée dans de nombreuses autres régions du monde. Une turbidité élevée est généralement indicative d'une mauvaise qualité de l'eau (Gardelle et al. 2010 ; Robert et al. 2017). De manière plus générale de nombreuses maladies liées à l'eau (les maladies de l'eau) dépendent de la variabilité des eaux de surface dans le temps et dans l'espace.

L'ensemble de ces observations souligne la nécessité d'un suivi des eaux de surface en Afrique de l'Ouest. Cependant, l'utilisation de données in situ pour mener de telles études est difficile, celles-ci étant rares et inégalement réparties. L'entretien des instruments de mesure sur le terrain est coûteux et, au fil du temps, la disponibilité de ces données a connu une diminution significative (Tramblay et al. 2021). Dans ce contexte, la télédétection apparaît comme une solution pour contourner ces limitations et permettre l'étude des variations des eaux de surface à une plus grande échelle.

De nos jours, l'altimétrie radar est une méthode couramment employée pour mesurer les hauteurs d'eau des surfaces continentales. En parallèle, l'imagerie optique est souvent privilégiée pour identifier et estimer les surfaces des plans d'eau, notamment grâce à la disponibilité des données à haute résolution, ce qui favorise le développement de nombreuses

études (Huang et al. 2018). Les améliorations apportées en termes de résolutions spatiale et temporelle, ainsi que l'utilisation combinée de plusieurs capteurs permettent désormais de réaliser des suivis précis des variations des petits plans d'eau (Normandin et al. 2018 ; Ogilvie et al. 2018). Diverses approches basées sur des seuillages simples ou des techniques de machine learning ont été développées pour détecter les plans d'eau sur les images optiques et certaines ont donné lieu à des bases de données (Li et al. 2022). Cependant, bon nombre de ces méthodes présentent des limitations, notamment en ce qui concerne la détection des plans d'eau abritant de la végétation aquatique ou arborée (Soti et al. 2009). Les données altimétriques font également face à certaines limitations liées à la présence d'eau à proximité de la surface ciblée ou encore à l'utilisation de méthodes de traitement qui sont souvent plus adaptées à l'océanographie (Jiang et al. 2020 ; Boy et al. 2022).

Nous cherchons dans cette thèse à apporter des réponses à des questions encore en suspens concernant les plans d'eau en Afrique de l'Ouest, notamment en ce qui concerne leur nombre incertain, leur distribution géographique et leur évolution temporelle. Nous souhaitons également approfondir notre compréhension des régimes hydrologiques en caractérisant localement les variations des plans d'eau. En outre, malgré les progrès récents en termes de résolution spatiale et temporelle des satellites, des incertitudes subsistent quant à leur capacité à répondre de manière exhaustive à toutes les questions relatives à ces plans d'eau. Nous nous attachons donc à évaluer la pertinence des instruments et des méthodes actuels pour l'étude des petits plans d'eau, en exploitant des données radar et optiques, récentes et disponibles.

Ce travail de recherche est structuré en cinq chapitres. Le premier synthétise les connaissances actuelles disponibles dans la littérature scientifique concernant les plans d'eau en Afrique de l'Ouest. Il s'intéresse plus particulièrement aux divers flux d'eau entrants et sortants qui ont une influence sur les plans d'eau, le tout dans le contexte climatique, hydrographique et hydrogéologique spécifique à la région.

Le deuxième chapitre explore en détail les diverses techniques de suivi des plans d'eau par télédétection, en mettant en avant l'altimétrie radar et l'imagerie optique ainsi que les méthodes associées et leur applicabilité.

Le troisième chapitre se concentre spécifiquement sur l'étude du régime hydrologique des petits plans d'eau du Sahel central pendant la saison sèche. Pour ce faire, une approche multi-capteurs qui combine des données optiques et altimétriques est employée pour déterminer si un plan d'eau connaît des pertes d'eau, des apports, ou maintient un équilibre le tout par rapport aux pertes par évaporation.

Le quatrième chapitre expose en détail la méthodologie et la configuration d'un modèle de deep learning, basé sur un réseau de neurones de type U-Net, qui sera utilisé pour détecter les plans d'eau en Afrique de l'Ouest.

Enfin, le cinquième chapitre présente en détail les résultats obtenus grâce à cette méthode et examine les conclusions qui peuvent en être tirées, notamment en regard du nombre de plans d'eau dans la région, leur taille et leur typologie.

En conclusion, nous présenterons une synthèse générale des principaux résultats afin de les considérer dans leur ensemble et proposer des orientations pour de futures recherches.

Lacs, mares et réservoirs d'Afrique de l'Ouest

1 Contexte hydrographique

1.1 Régime de mousson

L'Afrique de l'Ouest est une région qui s'étend approximativement entre les latitudes 4°N et 28°N et les longitudes 16°W et 15°E et qui inclut cinq zones climatiques (Fig. 1.1).

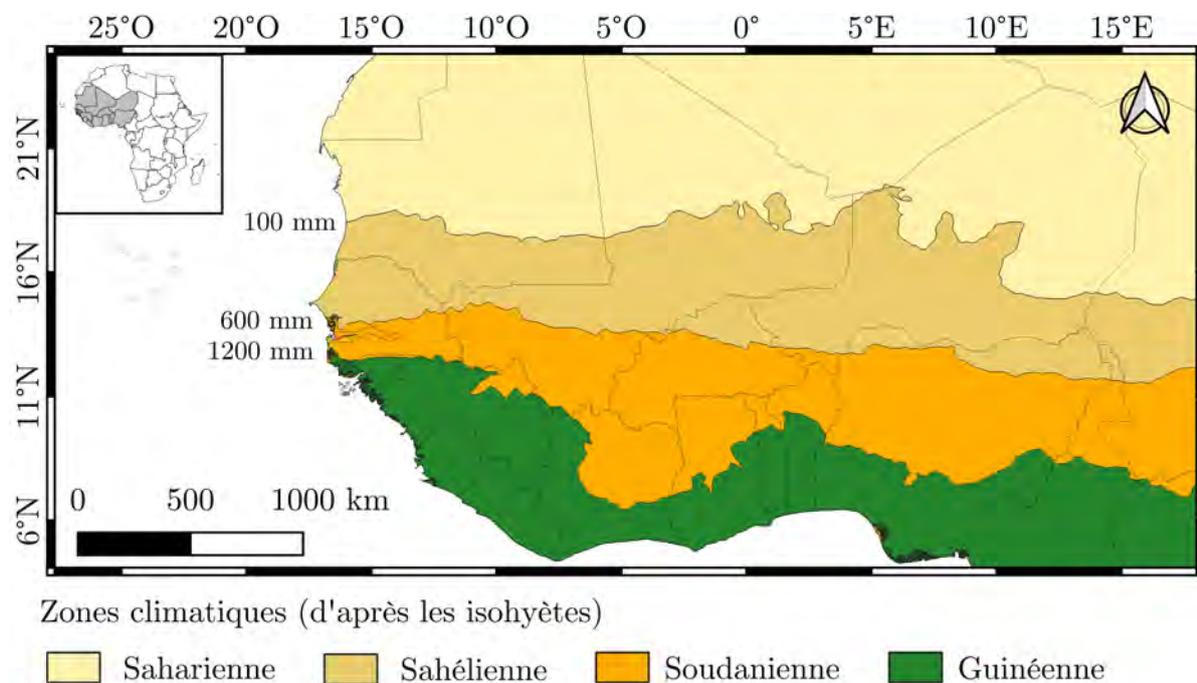


FIGURE 1.1 – Définition géographique de l'Afrique de l'Ouest et de ses zones climatiques caractérisées par les isohyètes (données CHIRPS version 2.0, de 1981 à 2022, Funk et al. 2014).

Dans cette étude, nous nous intéresserons plus particulièrement à la région climatique sahélienne, définie entre les isohyètes 100 et 600-700 mm/an et soudanienne entre 600-700 et 1 200-1 300 mm/an (Fig. 1.1, Le Houérou 1997 ; Descroix et al. 2009). Le climat évolue de l'aride au nord du Sahel au semi-aride au sud, puis sub-humide au nord de la zone soudanienne à humide au sud, et est relativement uniforme le long des isohyètes (Le Houérou 1989 ; Frappart et al. 2009 ; Panthou et al. 2018).

Il est caractérisé par un système de saison des pluies unimodal régulé par la mousson de l'Afrique de l'Ouest (MAO, Lafore et al. 2011 ; Nicholson 2013 ; Biasutti 2019), provoquant une saison humide d'environ quatre mois, suivie d'une saison sèche (Fig. 1.2). La MAO est provoquée par des contrastes thermodynamiques entre l'océan Atlantique et le Sahara qui génèrent des vents de basses couches qui soufflent du sud-ouest et apportent l'humidité de l'océan vers le continent (Fig. 1.3). Les précipitations sont souvent de nature convective.

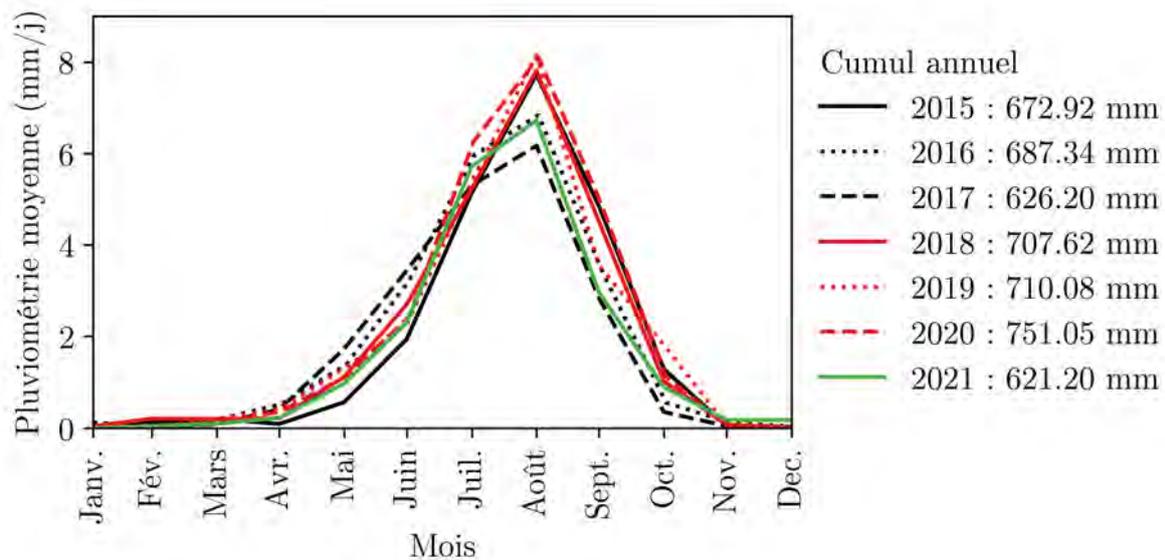


FIGURE 1.2 – Moyenne mensuelle des précipitations journalières sur sept ans au Mali, Burkina Faso et Niger (données IMERG-GPM version 6, de 2015 à 2021, Huffman et al. 2019).

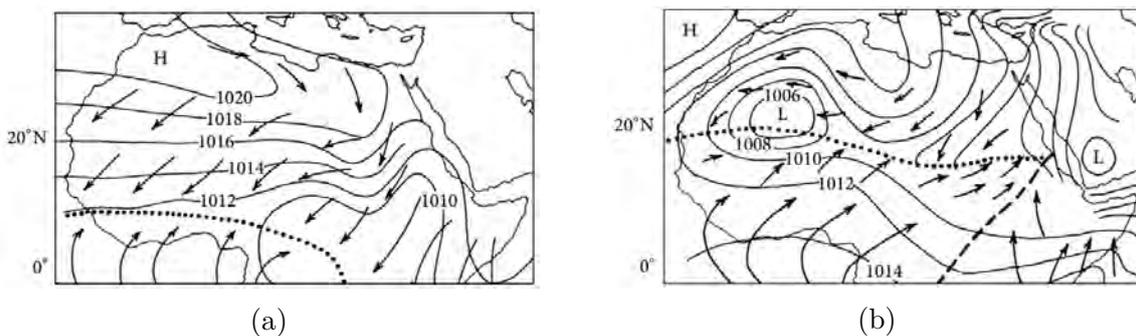


FIGURE 1.3 – Circulation des vents (flèches) en Afrique de l'Ouest et valeurs de pression atmosphérique (en millibars) pendant (a) la saison sèche en janvier et (b) la saison des pluies en juillet/août. Crédit : Nicholson (2013).

1.2 Systèmes hydrographiques

Le système hydrographique de la région soudano-sahélienne se compose de bassins versants exoréiques où l’eau contribue aux grands fleuves de la région : le Niger, la Volta et le Sénégal (Fig. 1.4).

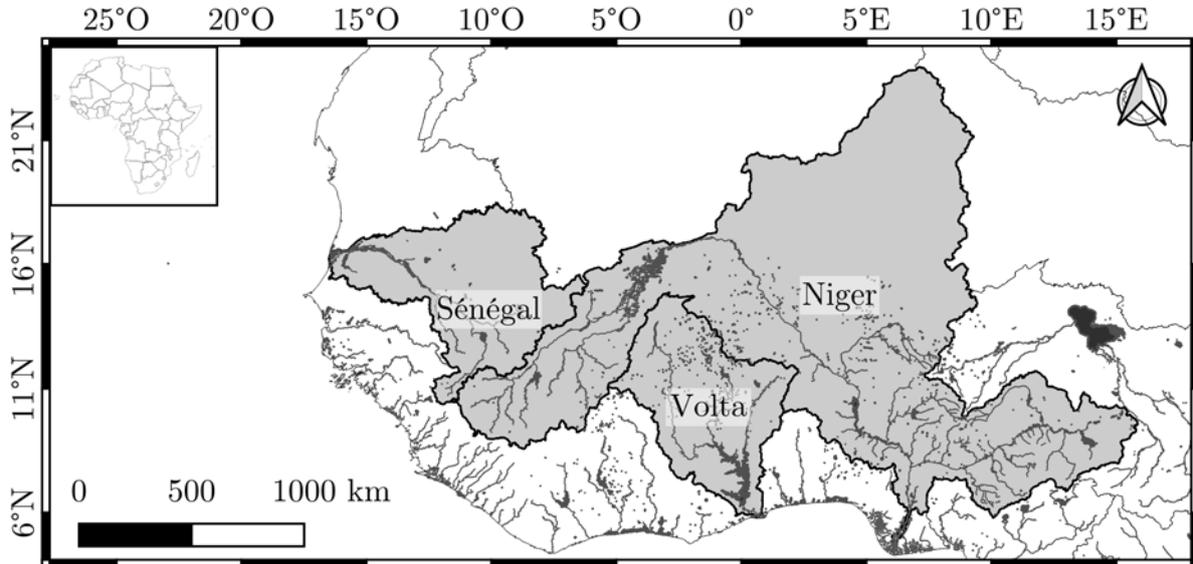


FIGURE 1.4 – Principaux bassins versants (données HydroBasins version 1.c, Lehner et Grill 2013), fleuves (données SWORD version 14, Altenau et al. 2022) et lacs d’Afrique de l’Ouest (données HydroLakes version 10, Messager et al. 2016).

Ces vastes bassins hydrographiques abritent également des sous-systèmes plus petits. Certains contribuent aux grands fleuves où les plans d’eau sont connectés à des réseaux hydrographiques, tandis que d’autres sont endoréiques, c’est-à-dire non contributifs, comme cela est observé en certains endroits comme dans la région du Gourma au Mali et dans la boucle du fleuve Niger (Desconnets et al. 1997).

1.3 Plans d’eau, nombre et tailles

Parmi les plus grands plans d’eau en Afrique de l’Ouest, on retrouve le lac Volta, le plus grand réservoir artificiel du monde, d’une superficie de 8 500 km² environ, situé au sein du bassin versant éponyme. Plus à l’est, le lac Tchad est situé à la frontière entre le Niger, le Nigeria et le Tchad, sa superficie est d’environ 2 000 km². Le Nigeria abrite également le lac Kainji, un réservoir artificiel d’environ 1 243 km² situé sur le fleuve Niger. Avec une superficie moindre, le lac Bam est néanmoins le plus grand lac permanent naturel du Burkina Faso avec ses 30 km².

Aujourd'hui, d'après la base de données GLakes (Pi et al. 2022), l'Afrique de l'Ouest compterait 16 000 plans d'eau, inégalement répartis, dont 9 000 seraient inférieurs à 0.1 km². Ces relevés diffèrent de ceux réalisés par la base de données HydroLakes (Messenger et al. 2016), où l'on dénombre environ 2 600 plans d'eau sur la même zone, ce qui est nettement inférieur. Kaptué et al. (2013) et Herndon et al. (2020) mettent en avant les lacunes de nombreuses bases de données dans la région, notamment pour les plans d'eau d'une surface inférieure à 10 km².

Selon la cartographie des eaux de surfaces (Fig. 1.5) réalisée par Haas et al. (2009), les plans d'eau d'une superficie inférieure à 10 km² sont majoritaires dans toute la région soudano-sahélienne. Cela rejoint les observations de Lacaux et al. (2007) qui montrent une forte présence de plans d'eau inférieurs à 0.005 km² dans une petite zone d'étude au Sénégal, représentant 65 % de l'ensemble des plans d'eau en août 2003. De nombreuses mares, généralement temporaires, ont également été répertoriées au Niger dans les années 90 (Desconnets et al. 1993 ; Fourcade 2000). Il est intéressant de noter que cette prédominance du nombre de petits plans d'eau est cohérente avec des études à l'échelle globale (Cael et Seekell 2016).

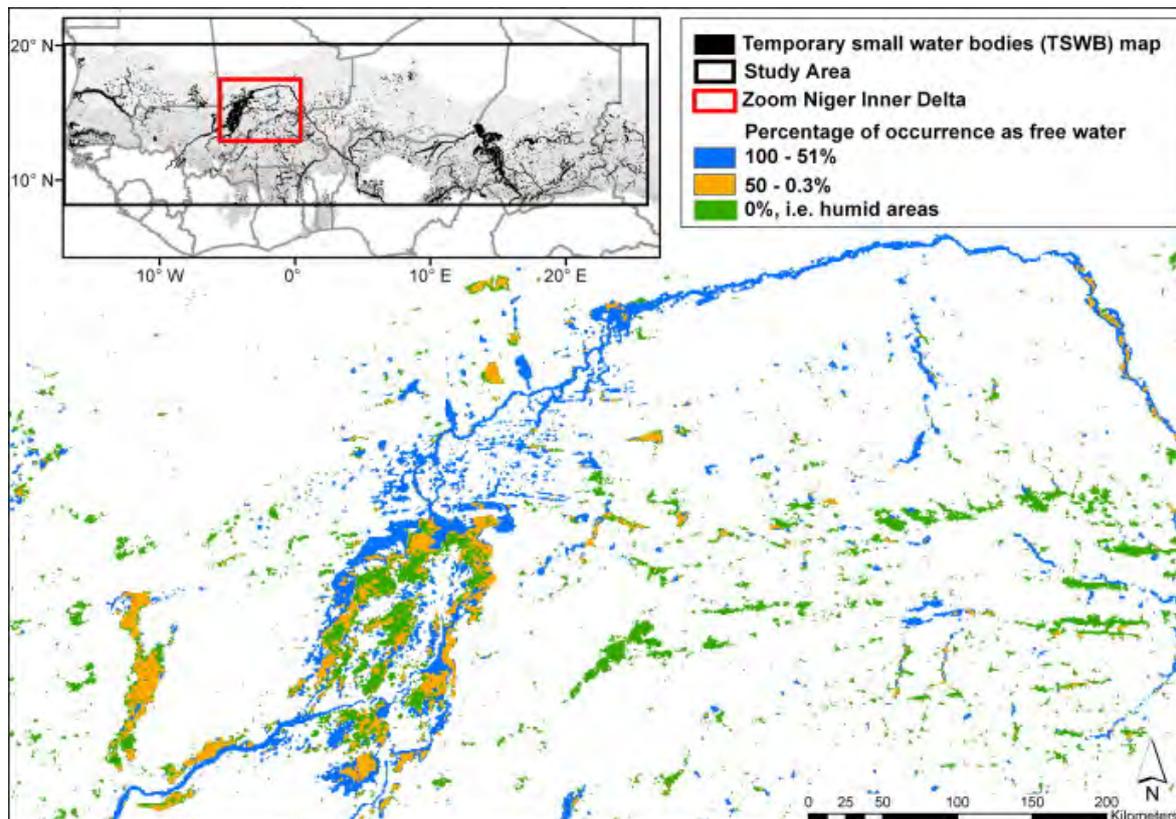


FIGURE 1.5 – Cartographie des eaux de surfaces temporaires, zoom sur la boucle du Niger et la région du delta intérieur du Niger. Crédit : Haas et al. (2009).

1.4 Réservoirs artificiels

Dans la région soudano-sahélienne, les communautés et les états s'organisent pour améliorer l'accès à l'eau permanent. Parallèlement aux eaux de surface naturelles, des structures sont aménagées pour récupérer l'eau de pluie, de ruissellement et de la nappe en surface. L'aménagement de barrages dans des régions propices à l'écoulement permet de créer des réservoirs d'eau artificiels. Cette eau stockée est principalement destinée à être utilisée pour l'irrigation, l'élevage et l'industrie (Frenken 2005; Poussin et al. 2015) avec la production d'hydroélectricité sur quelques grands réservoirs (Sally et al. 2011).

Parmi les réservoirs d'Afrique de l'Ouest, le lac Volta a été créé artificiellement en 1964 principalement dans le but de produire de l'hydroélectricité (Leemhuis et al. 2009). On peut également citer le réservoir de Bagré (Kaboré et Sédogo 2014), deuxième plus grand lac du Burkina Faso couvrant une superficie de 368 km², ainsi que le réservoir de Sélingué au Mali s'étendant sur environ 409 km² (Arfi 2003). Néanmoins, la plupart des réservoirs de la région sont de petite et moyenne superficie (< 10 km², Owusu et al. 2022) et sont utilisés pour l'irrigation à petite échelle (Frenken 2005; Venot et Cecchi 2011; Venot et Krishnan 2011). Selon Owusu et al. (2022), l'Afrique de l'Ouest abriterait plus de 2 000 petits réservoirs dont une grande partie se trouve au Burkina Faso (Fig. 1.6).

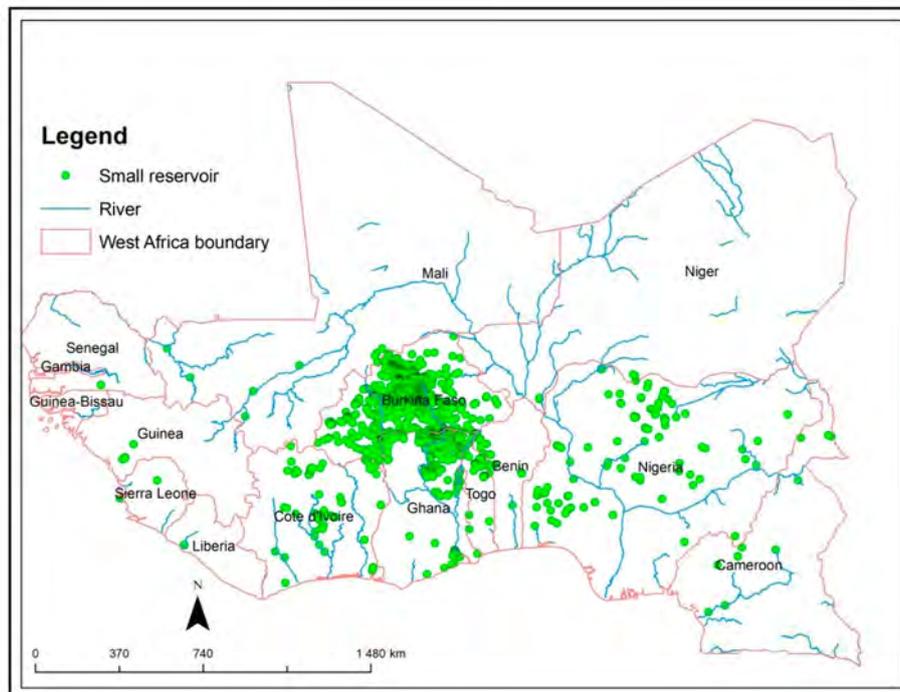


FIGURE 1.6 – Distribution des petits réservoirs d'Afrique de l'Ouest. Crédit : Owusu et al. 2022.

D'après des données de 2009, on dénombre environ 1 700 réservoirs au Burkina Faso, environ 800 au Mali, tandis qu'au Niger, leur nombre était estimé à quelques centaines, voire quelques dizaines seulement (Cecchi et al. 2009 ; Boelee et al. 2009 ; Venot et Krishnan 2011). Cependant, les chiffres exacts demeurent relativement mal connus (Sally et al. 2011). La base de données récente de réservoirs et barrages GeoDar (Wang et al. 2022) ainsi que GRanD (Lehner et al. 2011) et HydroLakes n'identifient que 150 à 160 réservoirs supérieurs à 0.1 km², ce qui ne semble refléter qu'une petite partie de l'existant.

Le Burkina Faso abrite un nombre plus élevé de réservoirs en raison de plusieurs facteurs. Tout d'abord, suite à des périodes de graves sécheresses (Nicholson et al. 2000 ; L'Hôte et al. 2002 ; Le Barbé et al. 2002), le pays a mis en place un plan de construction majeur de réservoirs pour faire face aux crises d'insécurité alimentaire. En 1974, le Burkina Faso ne comptait que 200 réservoirs (Cecchi et al. 2009), ce nombre a considérablement augmenté depuis cette époque. De plus, en raison de l'hydrogéologie de la région (discutée en Section 2.6), l'accès aux eaux souterraines est limité (Piquemal 1991 ; Sally et al. 2011), ce qui rend les populations plus dépendantes des eaux de surface. L'hydrologie était également favorable à cette construction massive de barrages, du fait de la présence de nombreuses zones d'écoulement d'eau de surface et de cours d'eau temporaires (Sally et al. 2011 ; Belemtougri et al. 2021). Néanmoins, la performance de ces barrages est variable (Venot et Cecchi 2011 ; Poussin et al. 2015), certains auteurs rapportent qu'ils sont laissés sans maintenance et sont parfois endommagés en raison d'un manque de financement, de personnel (Frenken 2005) et d'insécurité.

1.5 Recours aux eaux de surface

Au-delà des eaux de surface, en zone rurale, les infrastructures telles que les puits traditionnels, les points d'eau aménagés par les communautés locales et les adductions d'eau villageoise assurent un approvisionnement en eau. Cependant, l'accès à ces ressources est parfois limité. D'une part, ces structures sont soumises à des règles établies par la communauté donnant droit à une appropriation (Gallais 1975 ; Bonnet 2000 ; Gangneron 2017). D'autre part, les puits modernes, les puits traditionnels et les adductions d'eau villageoise rencontrent des freins socio-économiques. Ils impliquent des frais d'entretien en raison des compétences techniques requises pour leur utilisation qui est difficile et chronophage (Alissoutin 1997 ; Gangneron 2017). Les frais engagés pour obtenir l'autorisation d'utiliser ces ressources peuvent être excessifs pour de nombreuses personnes. Par ailleurs, certains annoncent préférer l'eau de surface à l'eau souterraine en raison de son goût (Gangneron et al. 2010). En dépit des avantages offerts par ces structures en termes de sécurité sani-

taire et d'approvisionnement en eau, une partie de la population continue de privilégier l'utilisation des eaux de surface, aussi longtemps que celles-ci restent disponibles. Leur accès peut parfois être limité par la privatisation des terres environnantes, bien que les eaux de surface soient souvent considérées comme des biens publics accessibles à tous (Gallais 1975 ; Bonnet 2000 ; Opoku-Ankomah et al. 2006).

2 Fonctionnement hydrologique des plans d'eau

Les lacs, mares et réservoirs présentent une variété de fonctionnements hydrologiques mettant en relation des flux d'eau entrants et sortants qui conditionnent la variation du niveau d'eau (Fig. 1.7). Les entrées d'eau incluent les précipitations sur le plan d'eau, le ruissellement et les apports des nappes d'eau souterraine. Les sorties d'eau englobent l'évaporation, les flux à l'exutoire, les infiltrations, les pertes liées aux interactions avec la nappe et aux activités humaines telles que les pompages. Tous ces flux, détaillés ci-après, sont étroitement liés entre eux et très dépendants des variations climatiques (Le Lay et Galle 2005).

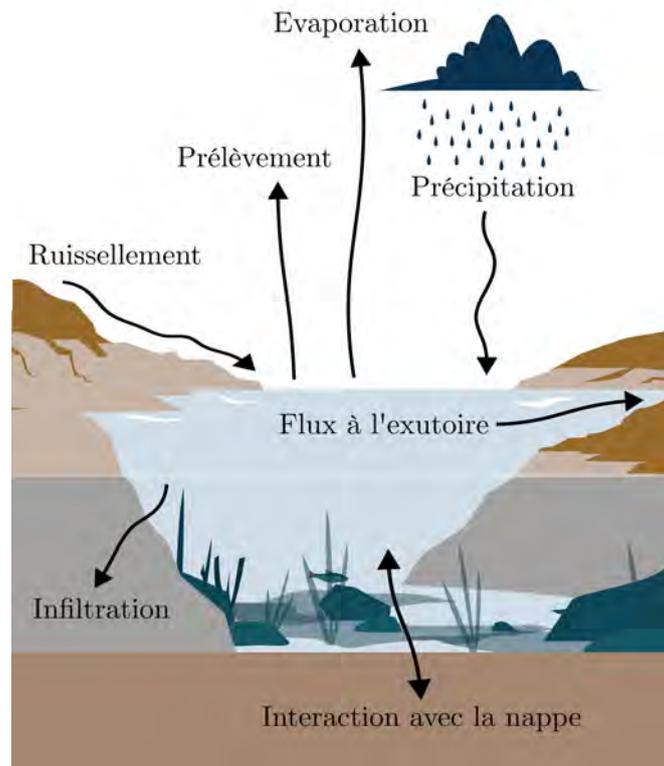
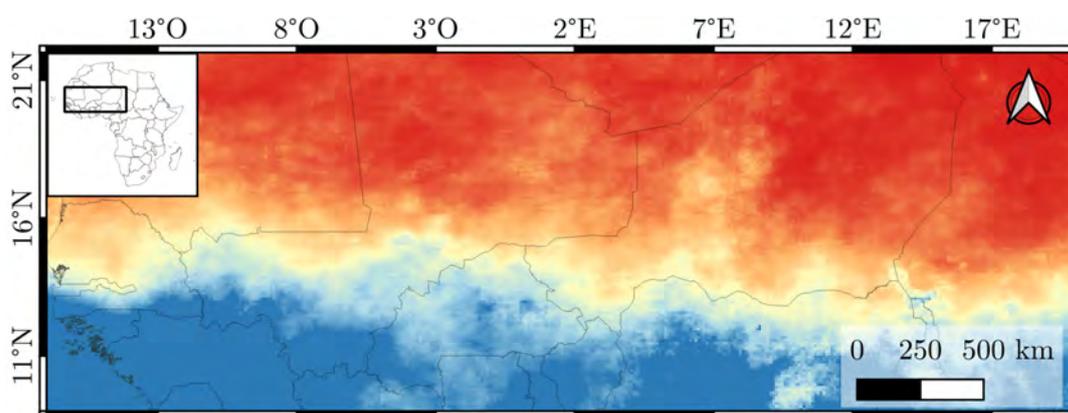


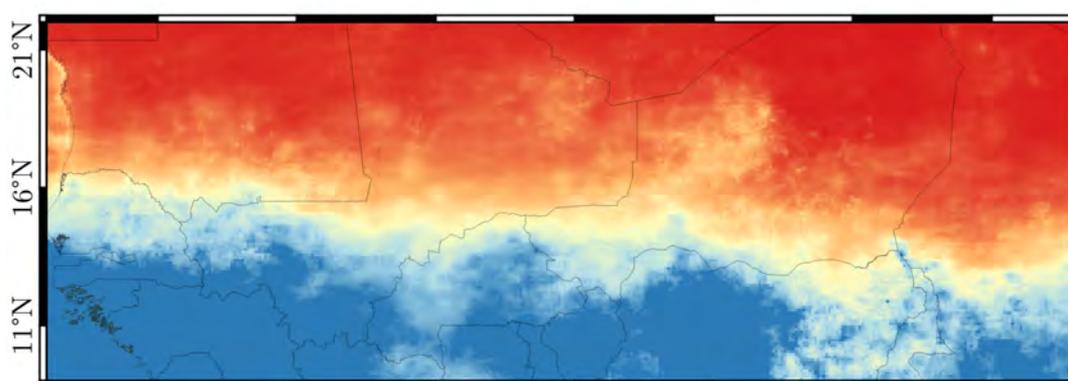
FIGURE 1.7 – Flux d'eau entrants et sortants à l'échelle d'un plan d'eau.

2.1 Précipitations

Les précipitations jouent un rôle essentiel dans le fonctionnement hydrologique des plans d'eau. D'une part, elles contribuent à l'approvisionnement des plans d'eau par des apports directs sur le plan d'eau, et d'autre part, lorsque des pluies surviennent sur le bassin versant, l'eau s'écoule et ruisselle vers les plans d'eau ou les cours d'eau (Fowe et al. 2015). Par ailleurs, l'eau qui s'infiltre dans le sol peut contribuer à la recharge des nappes d'eau souterraine qui peuvent à leur tour alimenter les plans d'eau (Obuobie 2008). Les précipitations suivent un fort gradient latitudinal représenté par les isohyètes (Fig. 1.1), présentant des cumuls annuels variant de 100 mm au nord à 1 200 mm au sud de la région. Le cycle saisonnier d'une année hydrologique reste similaire d'une année à l'autre (Fig. 1.2). Toutefois, la répartition spatiale des précipitations peut être très variable dans le temps, à l'échelle d'une journée, d'un mois ou d'une année (Fig. 1.8).



(a) Cumul des précipitations en 2017



(b) Cumul des précipitations en 2020



FIGURE 1.8 – Cumul annuel des précipitations (a) en 2017 et (b) 2020 (données IMERG-GPM version 6 Huffman et al. 2019).

2.2 Ruissellement

Le ruissellement survient lorsque la capacité d'infiltration des sols est dépassée, on parle alors d'écoulement de type hortonien (Horton 1933) qui est particulièrement courant en zone sahélienne (Peugeot et al. 2003 ; Leblanc et al. 2008 ; Descroix et al. 2013 ; Amanambu et al. 2019). Il peut également se produire lorsque le sol est saturé (Dunne 1978), ce phénomène prédomine en zone soudanienne (Descroix et al. 2013). Ce ruissellement achemine les précipitations tombées sur le bassin versant vers les plans d'eau en suivant les réseaux hydrographiques. Les fleuves et rivières jouent un rôle essentiel dans l'alimentation des plans d'eau connectés, une situation typique des plans d'eau intégrés au réseau du delta intérieur du Niger (Mahé et al. 2013).

Le ruissellement est dépendant de l'intensité et de la répartition des précipitations ainsi que de l'état des systèmes de drainage qui influence l'acheminement de l'eau (Peugeot et al. 1997 ; Esteves et Lapetite 2003). La topographie, relativement plate en zone soudano-sahélienne, a également un impact sur le ruissellement, en effet, plus la pente est importante, plus le coefficient de ruissellement est élevé (Roose 1967 ; Dubreuil et Ruat 1960). Les caractéristiques des sols, notamment leur texture (granulométrie), les états de la surface et la géomorphologie, comme la présence de cuirasse et ravines (Casenave et Valentin 1989 ; Peugeot et al. 1997) et l'encroûtement du sol, jouent également un rôle important (Albergel et al. 1985 ; Collinet 1988 ; Casenave et Valentin 1989 ; Casenave et Valentin 1992 ; Valentin 2018). En zone sahélienne, la formation de croûte a une influence majeure, elle vient limiter la capacité du sol à infiltrer l'eau favorisant ainsi le ruissellement (Sivakunarl 1989 ; Valentin 2005).

Le couvert végétal, le type de végétation, sa densité et sa répartition influent aussi sur le ruissellement (Albergel et al. 1985 ; Rey et al. 2004). La zone soudano-sahélienne présente un paysage dominé par la steppe et la savane ainsi que des zones arbustives dont des fourrés de brousse tigrée au Sahel (Galle et al. 1999 ; Hiernaux et Gérard 1999) et des zones cultivées (Fig. 1.9), généralement avec des rotations de jachère et de cultures pluviales (Hiernaux et al. 2009).

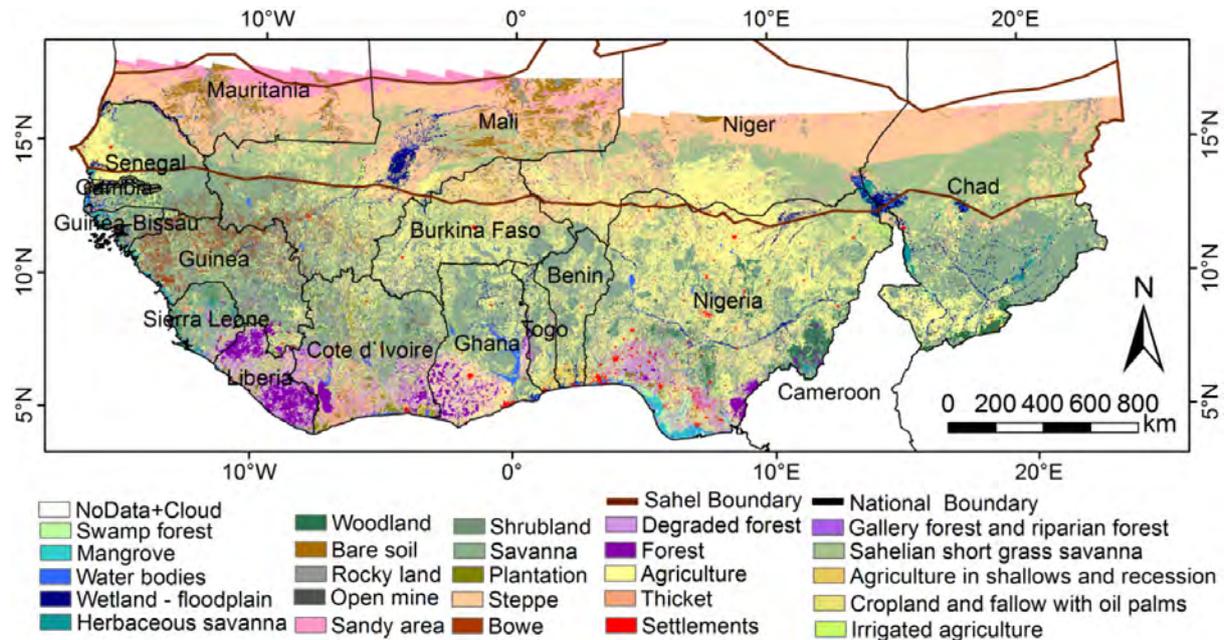


FIGURE 1.9 – Cartographie de l'occupation des sols en Afrique de l'Ouest. Crédit : Asenso Barnieh et al. 2020.

La végétation joue le rôle de barrière en réduisant l'énergie du ruissellement et en favorisant l'infiltration (Galle et al. 1999; Thompson et al. 2010). Elle empêche également la formation de croûte en diminuant l'impact des précipitations sur le sol (Epstein et Grant 1973; Smith et al. 1999). Par exemple, au sud du Burkina Faso, en région soudanienne, Fowe et al. (2015) mesurent un faible coefficient de ruissellement, qu'ils attribuent principalement à la présence de sol sableux, d'une couverture végétale dense ainsi qu'à des reliefs présentant une pente faible.

Plusieurs études (Peugeot et al. 1997; Giertz et Diekkrüger 2003; Descroix et al. 2013; Op de Hipt et al. 2019), avancent que les zones cultivées ont tendance à produire un ruissellement plus important, en contraste avec les zones couvertes de végétation naturelle, car le sol serait plus perméable (Mohammad et Adam 2010; Chen et al. 2013). Ces conclusions font encore débat, en particulier sur le rôle de la mise en culture. En effet, Gal et al. (2016) observent une augmentation du ruissellement dans des zones non cultivées.

Le fonctionnement hydrologique d'un plan d'eau est donc dépendant de son environnement direct et des propriétés de son bassin versant qui limitent ou favorisent le ruissellement, ce qui impacte directement son approvisionnement.

2.3 Flux à l'exutoire

Lorsque des plans d'eau sont connectés à un exutoire, des écoulements sortants contribuent à la vidange. Ces écoulements peuvent se produire lorsque l'eau d'un plan d'eau se déverse dans un autre plan d'eau, un cours d'eau ainsi que dans les réservoirs équipés de déversoirs conçus pour réguler les stocks d'eau (Fowe et al. 2015) ou pour faire tourner des turbines dans le cas de la production d'hydroélectricité.

2.4 Évaporation

L'évaporation des surfaces d'eau libre a un rôle important dans la variation de la quantité d'eau. Elle dépend de l'humidité de l'air, de l'énergie reçue à la surface de l'eau, du vent et de la surface d'eau à évaporer (McMahon et al. 2013). C'est une variable climatique difficile à estimer (Fowe et al. 2015 ; Gal et al. 2016), elle a seulement été mesurée sur quelques plans d'eau, généralement via l'utilisation de bac Colorado, positionné au sol et parfois sur l'eau. Par ailleurs, elle suit un cycle saisonnier (Fig. 1.10, Gal et al. 2016), atteignant son pic en moyenne au mois d'avril (Pouyaud 1975 ; Brunel et Bouron 1992 ; Fowe et al. 2015).

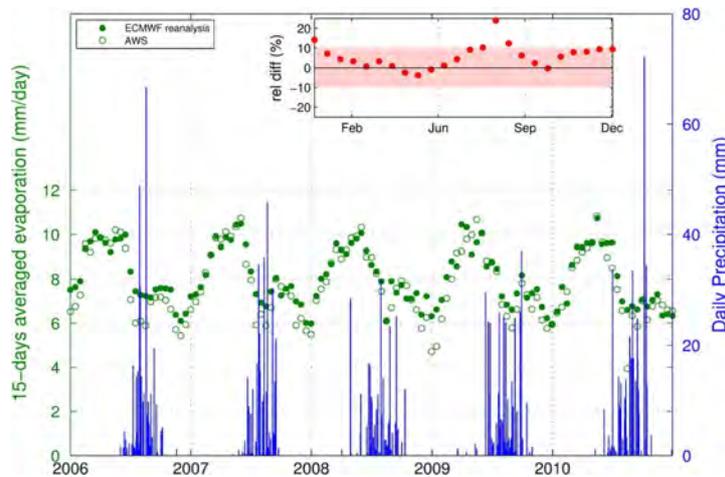


FIGURE 1.10 – Cycle de l'évaporation moyenne par quinzaine de 2006 à 2010 (vert) estimée à partir d'un modèle (ECMWF reanalysis) ou de données de stations météo (AWS), et précipitations journalières (bleu), sur la mare d'Agoufou au Mali. Crédit : Gal et al. (2016)

Ainsi, des mesures effectuées sur le lac Tchad ont montré une évaporation moyenne journalière de 6 mm entre 1965 et 1978 (Brunel et Bouron 1992). Pouyaud (1975) a estimé une évaporation moyenne de 6.42 mm/j sur le lac de Bam au Burkina Faso entre 1973 et 1976, tandis que Fowe et al. 2015 ont enregistré une évaporation moyenne de 5.40 mm/j de 2012 à 2014 sur le réservoir de Boura, situé au sud du Burkina Faso. Gal et al. (2016) ont modélisé une évaporation moyenne journalière de 7.70 mm de 2006 à

2010 sur la mare d'Agoufou au Mali (Fig. 1.10).

Dans la zone soudano-sahélienne, les pertes par évaporation sont particulièrement importantes, dépassant largement les précipitations. Mady et al. (2020) montrent que l'évaporation contribue majoritairement aux pertes d'eau dans les petits réservoirs en zone semi-aride.

2.5 Infiltration sur les berges et le fond des plans d'eau

L'eau qui s'infiltré dans le fond des plans d'eau et leurs berges contribue également aux pertes en eau des mares, lacs et réservoirs. Elle peut être absorbée par le sol ou le sous-sol, utilisée par des plantes et s'évaporer progressivement. Elle peut également percoler vers des couches plus profondes du sol et du sous-sol.

L'infiltration est influencée par la capacité perméable du fond du plan d'eau qui dépend de la composition et de la structure du sol et des sédiments. Dans le cas d'un lac asséché, son sol sec, devenu perméable, s'humidifie à mesure que le lac se remplit et devient progressivement de moins en moins perméable (Pouyaud et Colombani 1989).

2.6 Interaction eau souterraine - eau de surface

En présence de nappes souterraines superficielles, diverses interactions peuvent survenir. Si la nappe affleure, qu'elle est à proximité du fond du plan d'eau, et que son niveau est supérieur à celui du plan d'eau, alors des échanges d'eau de la nappe vers le plan d'eau peuvent se produire, ce qui contribue ainsi à l'alimentation du plan d'eau (Abdourhamane Touré et al. 2016).

En revanche, lorsque le niveau de la nappe est plus bas que celui du plan d'eau, des pertes en eau vers la nappe peuvent se produire par percolation. Dans ce cas, les plans d'eau contribuent au rechargement des nappes (Desconnets et al. 1997; Massuel et al. 2006; Kamagaté et al. 2007; Leblanc et al. 2008), comme observé sur plusieurs mares du Niger (Desconnets et al. 1993; Martín-Rosales et Leduc 2003; Descroix et al. 2009; Favreau et al. 2009; Massuel et al. 2011).

L'Afrique de l'Ouest compte 11 aquifères transfrontaliers (Fig. 1.11), dont les plus grands sont : l'aquifère du bassin du lac Tchad d'une surface de $2\,000.10^3\text{ km}^2$, l'aquifère du bassin de Taoudéni (essentiellement au Mali) s'étendant sur $1\,100.10^3\text{ km}^2$, une extension de l'aquifère de Taoudéni au Sud-Est d'une surface de 300.10^3 km^2 et l'aquifère

du bassin des Irhazer-Illuemmeden (510.10^3 km^2), essentiellement au Niger (Nijsten et al. 2018).

L'hydrogéologie de la région (Fig. 1.11) influence la présence de nappes d'eau souterraines, superficielles, et leurs interactions avec les eaux de surface. L'Afrique de l'Ouest est située en grande partie sur une zone sédimentaire, ce qui permet des interactions en certains endroits, comme sur le Niger et le nord du Mali (bassins Irhazer-Iullemeden et Taoudéni), tandis qu'en zone de socle, comme au Burkina Faso, celles-ci sont plus limitées (Kouamé et al. 2010).

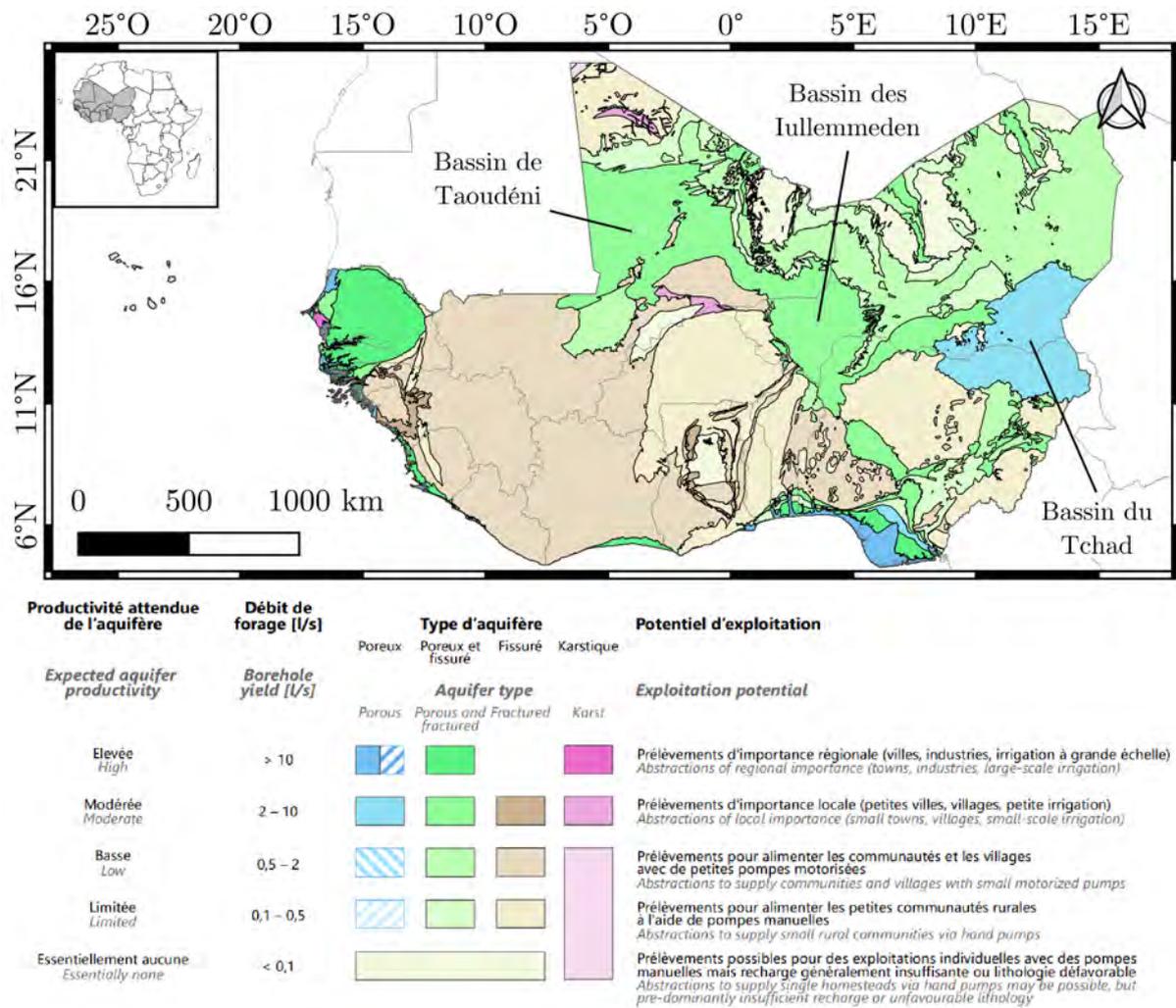


FIGURE 1.11 – Carte de l'hydrogéologie de l'Afrique de l'Ouest avec productivité des aquifères selon leur type (carte adaptée et légende d'après BRGM et al. 2022).

2.7 Prélèvements anthropiques

Les prélèvements d'eau sont principalement liés à des actions humaines visant à retirer de l'eau pour divers usages tels que l'irrigation agricole, l'approvisionnement en eau potable, l'industrie ou d'autres besoins domestiques, qui peuvent participer à la vidange des plans d'eau. Les activités humaines utilisant le plus d'eau en région soudano-sahélienne sont l'irrigation et l'élevage (Frenken 2005), mais de nombreux réservoirs restent sous-utilisés. Par exemple, Fowe et al. (2015) mettent en évidence que le bilan hydrologique du réservoir de Boura (Fig. 1.12), situé au Burkina Faso, enregistre des pertes d'eau principalement dues à l'évaporation et que la majeure partie de l'eau restante est tout de même utilisée pour des activités d'irrigation à petite échelle (Poussin et al. 2015).

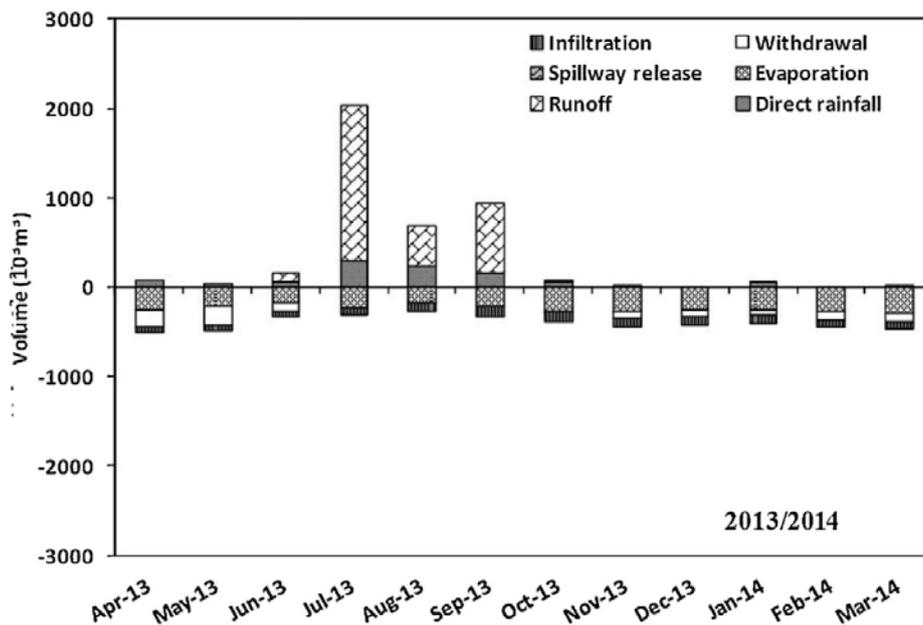


FIGURE 1.12 – Différents flux sortants et entrants du bilan hydrologique impactant la variation de volume du réservoir de Boura, Burkina Faso. Crédit : Fowe et al. (2015).

2.8 Les flux dans les modèles hydrologiques

Les modèles hydrologiques s'avèrent performants pour comprendre la sensibilité des systèmes hydrologiques à des échelles restreintes (Keller et al. 2023). Comme montré par Wagner et al. (2006) et Kwakye et Bárdossy (2020) sur le bassin de la Volta, Casse et al. (2016) sur le bassin du Niger moyen et Gal et al. (2017) sur le bassin d'Agoufou au Mali, parmi de nombreuses études.

Cependant, les difficultés liées à l’estimation des flux contribuent fortement aux incertitudes des modèles hydrologiques (Trambauer et al. 2013), par exemple, la caractérisation des sols et des sous-sols pose des défis majeurs, entraînant des erreurs dans la modélisation du ruissellement (Dezetter et al. 2008). De plus, Nazemi et Wheeler (2015) et Wada et al. (2017) insistent sur la nécessité d’intégrer les activités anthropiques dans les bilans du fait de leur impact sur le cycle de l’eau. Ces incertitudes se retrouvent également dans les chemins de surface des modèles du Système-Terre (Grippa et al. 2017). Notons également que l’impact des plans d’eau (Le Moigne et al. 2016) commence à être considéré dans les modèles Système-Terre tels que ORCHIDEE (Organising Carbon and Hydrology In Dynamics, Krinner et al. 2005) et SURFEX (Surface Externalisée, Masson et al. 2013) mais ceux-ci nécessitent encore des améliorations et des données supplémentaires pour paramétrer la dynamique des plans d’eau (Guinaldo et al. 2021 ; Bernus et Ottlé 2022).

3 Variations à long terme des plans d’eau

3.1 Variations climatiques

L’Afrique de l’Ouest est soumise à des variations climatiques marquées par des périodes alternées de sécheresse et de fortes pluies. Les relevés de précipitations à Hombori au Mali illustrent bien cette évolution long terme au Sahel (Fig. 1.13), assez proche de ce qui est observé sur tout le Sahel central (Panthou et al. 2014).

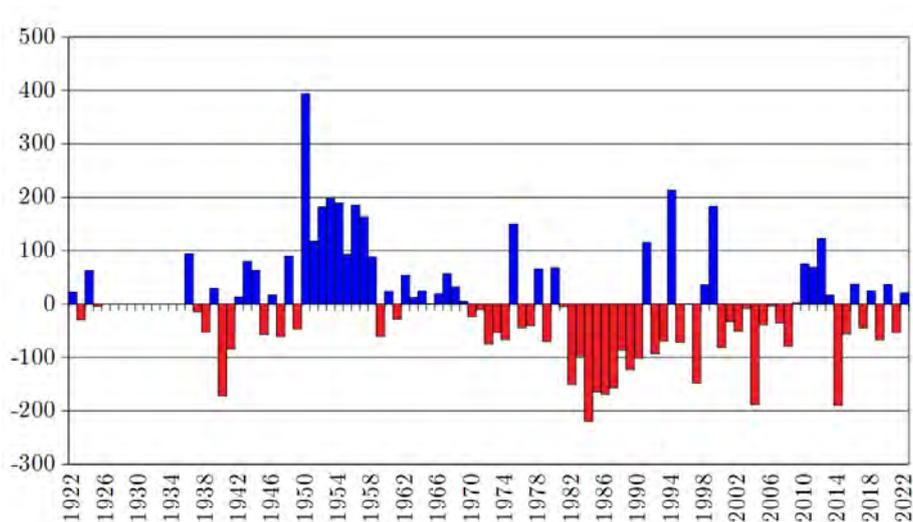


FIGURE 1.13 – Anomalies des précipitations annuelles de 1921 à 2022, mesurées sur la station d’Hombori située au Mali (données : AMMA-CATCH (2003) et Direction de la Météorologie Nationale du Mali).

Les épisodes de sécheresse les plus notables, tels que ceux survenus en 1910-1920, 1940 et 1970-1980, ont entraîné de sévères famines et des déplacements massifs de populations (Nicholson et al. 2000 ; L'Hôte et al. 2002 ; Le Barbé et al. 2002). Après ces périodes de sécheresse prolongées, une reprise des précipitations a été observée (L'Hôte et al. 2002 ; Lebel et Ali 2009 ; Mahé et Paturel 2009 ; Panthou et al. 2014). La période humide la plus étendue a quant à elle été enregistrée entre 1950 et 1967 et a participé à l'expansion de l'agriculture (Nicholson 1979). Récemment, une tendance à l'intensification du régime des pluies a été observée (Panthou et al. 2018).

Selon Sylla et al. (2016) et Oguntunde et al. (2018), il est probable que ces épisodes extrêmes s'intensifient en raison du changement climatique, avec notamment des pluies plus importantes. Cependant, la compréhension des variabilités passées est relativement limitée, il convient donc de rester prudent quant à ces projections.

3.2 Augmentation du nombre de plans d'eau

Le coefficient de ruissellement en zone sahélienne a connu une augmentation pendant et après les épisodes de sécheresses (Albergel 1987 ; Valentin 1994 ; Mahé et al. 2003 ; Descroix et al. 2009 ; Mahé et al. 2010 ; Sighomnou et al. 2013). Cependant, les causes de ce phénomène, appelé paradoxe sahélien (Albergel 1987), ne sont pas encore bien identifiées (Gal et al. 2016), d'autant qu'à l'inverse, au sud de la région soudanienne, le coefficient de ruissellement a plutôt subi une baisse suite à ces mêmes périodes de sécheresses (Descroix et al. 2009 ; Séguis et al. 2011 ; Descroix et al. 2013). L'étude de Mahé et al. (2003) suggère que l'augmentation du ruissellement pourrait être liée à l'expansion des surfaces de sol nu et des zones cultivées. Les travaux de Gal et al. (2016) montrent que l'augmentation du ruissellement a également eu lieu dans des zones non cultivées et expliquent ce phénomène par des modifications de l'hydrologie de surface suite aux sécheresses. En outre, les observations Dardel et al. (2014) montrent que des dégradations des sols localisées sont impactées et soulignent l'importance de considérer l'échelle à laquelle ces variations sont étudiées, ce qui peut conduire à des conclusions différentes sur les causes du paradoxe sahélien.

Le ruissellement étant un flux entrant qui alimente les eaux de surface, son augmentation a entraîné celle du nombre et de la taille des plans d'eau de la région sahélienne et plus particulièrement des petits plans d'eau temporaires (Leblanc et al. 2008). Gal et al. (2016) montrent des hausses de volume liées à l'augmentation du coefficient de ruissellement sur la mare d'Agoufou, au Mali. Ces travaux sont en accord avec ceux de

Gardelle et al. (2010) qui observent également une augmentation des surfaces en eau dans une étude sur 91 petits plans d’eau du Gourma, dont la mare d’Agoufou (Fig. 1.14).

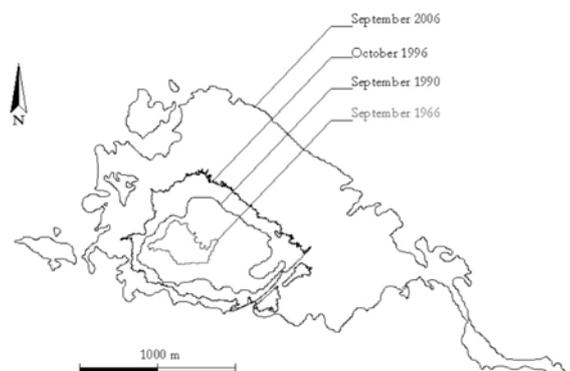


FIGURE 1.14 – Variations de surfaces observées sur la mare d’Agoufou au Mali entre 1966 et 2006. Crédit : Gardelle et al. 2010.

L’étude de la dynamique des eaux de surfaces à l’échelle globale de Pi et al. (2022) met en évidence des augmentations de surfaces en Afrique de l’Ouest, entre 1980 et 2000 et 2000 et 2010, qui peuvent être liées à cette augmentation du ruissellement et/ou à la construction de réservoirs. Cependant, cette modification du ruissellement en zone sahélienne aurait également entraîné un envasement plus rapide des barrages, et donc une diminution de la quantité d’eau disponible (Mahé et al. 2010 ; Sally et al. 2011).

Plusieurs plans d’eau montrent des variations significatives sur le long terme (Descroix et al. 2009 ; Kovács et al. 2022). Par exemple, le lac Tchad couvrait une superficie de 25 000 km² en 1960, mais jusqu’en 1980 sa surface a diminué de 90 % et il s’est fragmenté en deux cuvettes distinctes (Pham-Duc et al. 2020). Selon Coe et Foley (2001), cette diminution sur 40 ans est en partie attribuée à des prélèvements anthropiques. Cependant, cette contribution aurait été surestimée (Lemoalle et al. 2012), ce qui montre la complexité de la quantification de ce flux. Pour Pham-Duc et al. (2020), cette diminution est plutôt attribuée à une baisse locale du coefficient de ruissellement provoquée par une augmentation de la couverture végétale, puisque le lac est alimenté par des écoulements provenant de la zone soudanienne. Pour Lemoalle et al. (2012) il s’agit plutôt d’un lien direct avec la baisse des précipitations observées à cette même période.

Finalement, le lac a augmenté de nouveau pour atteindre les 14 000 km² à son maximum (Lemoalle et Magrin 2014), probablement grâce à la reprise des précipitations Pham-Duc et al. (2020). À présent, le volume du lac Tchad semble rester stable depuis

les années 2000 (Pham-Duc et al. 2020).

Le lac Bam présente aussi des variations notables sur la période 2000-2020, provoquées par les variations climatiques et exacerbé par l'irrigation intensive (Fig. 1.15, Moser et al. 2016; Yameogo et al. 2023).

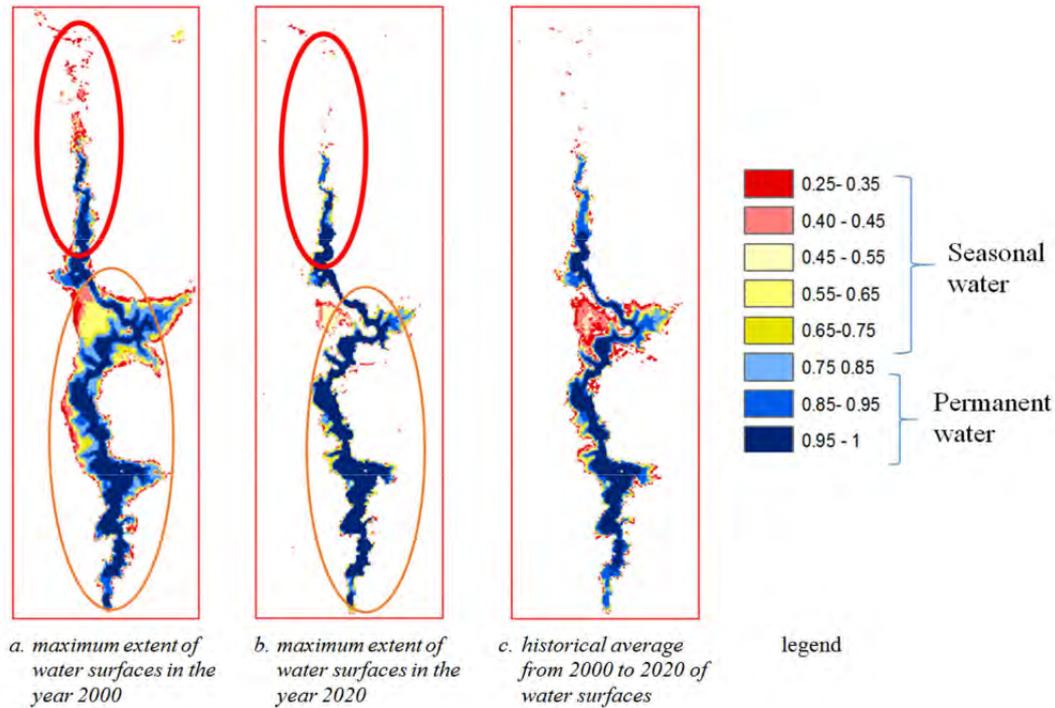


FIGURE 1.15 – Variations des surfaces maximales du lac Bam (Burkina Faso) et occurrences des pixels d'eau, entre 2000 et 2020. Crédit : Yameogo et al. 2023

3.3 Études globales

À l'échelle globale, des études sur les fonctionnements des plans d'eau cherchent également à identifier les flux d'eau prédominants dans les variations des stocks d'eau.

Une étude portant sur 1 972 grands lacs du monde ($> 100 \text{ km}^2$), menée par Yao et al. (2023), montre une baisse des stocks d'eau à l'échelle globale. Le faible échantillonnage en Afrique de l'Ouest ne permet pas de tirer de conclusions régionales. Pi et al. (2022) et Luo et al. (2022) s'accordent plutôt sur une tendance à l'augmentation du stock d'eau à l'échelle mondiale, que l'on pourrait attribuer en partie à une augmentation du nombre de réservoirs artificiels. Cette tendance est également légèrement observée en Afrique de l'Ouest, mais de la même façon l'échantillonnage n'est pas suffisant pour tirer des conclusions certaines. Hou et al. (2022a) ont apporté une perspective plus nuancée

sur 132 plans d'eau en démontrant une augmentation pour 21 % des réservoirs et une diminution pour 23 % d'entre eux. Ces trois dernières études incluent des lacs plus petits que Yao et al. (2023). En effet Pi et al. (2022) ont considéré des surfaces jusqu'à 0.03 km², mettant ainsi en évidence le rôle majeur de ces petits plans d'eau dans le cycle global de l'eau. Cela rejoint les conclusions de Lehner et al. (2011) sur l'impact des petits réservoirs dans le monde.

D'autre part, les conclusions de l'étude menée par Yao et al. (2023), sur 227 386 plans d'eau de plus de 0.016 km², convergent avec celles de Cooley et al. (2021) en ce qui concerne l'impact anthropique sur la variation de volume des grands lacs. Ils avancent également que le réchauffement climatique et l'évaporation jouent un rôle significatif dans la diminution du volume de ces lacs. Cooley et al. (2021) notent en particulier que cette tendance à la diminution des stocks d'eau est plus marquée dans les régions arides et semi-arides, ce qui démontre une utilisation intensive des ressources en eau. En revanche, l'étude menée par Hou et al. (2022a) met davantage l'accent sur la corrélation entre ces variations et les précipitations.

Ces études proposent des conclusions et des hypothèses différentes, montrant la complexité d'attribuer avec précision les variations hydrologiques observées à un flux particulier, en grande partie en raison de la complexité de l'estimation de certains de ces flux et des variations qu'ils subissent.

4 Typologie des plans d'eau

L'Afrique de l'Ouest abrite une grande variété de type de plans d'eau, sans qu'une catégorisation stricte ait été établie. On y trouve des lacs, des mares et des réservoirs qui peuvent présenter différentes caractéristiques, notamment en termes de transparence de l'eau qui peut varier selon la quantité et le type de matière en suspension (MES), et la présence d'algues et de végétation aquatique.

4.1 Plans d'eau avec de la végétation

Les plans d'eau qui abritent des arbres et/ou une variété d'espèces de plantes aquatiques, sont considérés, dans cette étude, comme eutrophiques voire hypereutrophiques. L'eutrophisation est en réalité un processus plus complexe qui dépend d'autres éléments, notamment les nutriments (Williamson et al. 1999 ; Arfi 2003), la présence de végétation n'en est qu'un marqueur.

De nombreux plans d'eau peu profonds du Sahel sont recouverts de végétation (Müller 2005 ; Niang-Diop et Ouedraogo 2009), comme c'est le cas de nombreuses mares temporaires du Gourma, au Mali (Gardelle et al. 2010). Au Niger, les plans d'eau sont habituellement peuplés d'espèces herbacées, les berges sont occupées par des herbes et plus on s'éloigne plus on trouve des espèces d'*Oryza* (riz), du bourgou (*Echinochloa stagnina*) et des nénuphars si la profondeur le permet (Müller 2005 ; Brouwer 2014). Cette situation est par exemple celle que rencontre le lac de Kokorou dans la région de Tillabéri où la plupart des plantes aquatiques présentes cohabitent avec des arbres dispersés (Fig. 1.16 a., Brouwer et al. 2001 ; Baba et al. 2018). Cependant, il n'existe pas d'inventaire exhaustif ni d'estimation précise de la proportion de plans d'eau avec de la végétation en Afrique de l'Ouest.



FIGURE 1.16 – Photos de différents types d'eau observés en Afrique de l'Ouest. (a) Lac avec de la végétation aquatique et des arbres (Kokorou, Niger) ; (b) Lac très turbide (Bangou-Kirey, Niger) ; (c) Lac moyennement turbide avec quelques arbres immergés (Tanvi, Burkina Faso). Crédit : Jean-Louis Rajot, Moussa Boubacar, Hedwige Nikiema

4.2 Turbidité de l'eau

En s'écoulant sur le bassin versant, l'eau transporte des sédiments par érosion (Salako et al. 1995 ; Fagbohun et al. 2016). Ces sédiments, qu'ils se trouvent en suspension ou dissous, ont un impact significatif sur la transparence de l'eau. Plusieurs études ont établi une corrélation entre la couleur de l'eau et la présence d'eaux de ruissellement chargées de sédiments (Zongo et al. 2017 ; Robert et al. 2017 ; Boubacar Moussa et al. 2022 ; Papa et al. 2023). Par ailleurs, Cecchi et al. (2020) montrent que la turbidité des réservoirs du Burkina Faso est en grande majorité due à la présence de particules de matière inorganique. La turbidité de l'eau étant liée aux propriétés optiques de l'eau, une turbidité élevée correspond à une eau peu transparente (Fig. 1.16 b.).

Cecchi et al. (2020) ont effectué des relevés de transparence de l'eau, en 2014, sur

37 réservoirs au Burkina Faso et déterminent la turbidité de l'eau. La transparence est mesurée à l'aide d'un disque de Secchi, en mesurant la profondeur de disparition du disque. L'étude révèle une variation considérable des niveaux de turbidité, couvrant une large gamme de valeurs, avec des profondeurs de Secchi allant de 1.5 cm (réservoir de Koumbri) pour des réservoirs extrêmement turbides à 137 cm (la mare aux hippopotames de Bala, site naturel protégé au Burkina Faso) pour des réservoirs très clairs en passant par des valeurs de turbidité intermédiaires, comme Tanvi (Fig. 1.16c.) ou encore Arzuma avec 48 cm de visibilité et Bagré avec 16 cm (Robert 2014; Robert et al. 2016). Les 37 réservoirs considérés dans cette étude étaient en grande majorité très turbides avec 50 % d'entre eux présentant une disparition du disque de Secchi avant 30 cm.

Les relevés réalisés dans d'autres zones d'Afrique de l'Ouest sont cohérents avec ces observations. Robert et al. (2017) observent également des niveaux de turbidités très élevées au Mali, comme sur la mare d'Agoufou. Par ailleurs que ces niveaux de turbidités sont souvent supérieurs à ceux observés dans d'autres régions du monde (Grippa et al., communication personnelle).

Cecchi (2014) montrent également que les lacs peu profonds sont plus susceptibles d'être turbides. Le niveau de turbidité d'un plan d'eau est également impacté par les flux contribuant à son alimentation. Par exemple, le lac de Bangou Kirey au Niger (Fig. 1.16 b.) présente une turbidité très élevée et est alimenté principalement par ruissellement, comparé au lac voisin, Bangou Bi, qui lui est plus clair et alimenté en grande partie par la nappe (Abdourhamane Touré et al. 2016).

Ainsi, l'Afrique de l'Ouest abrite un grand nombre de plans d'eau très turbides, présentant des variabilités temporelles et s'étendant sur une large gamme de valeurs. Selon la période analysée et la localisation des prélèvements, le niveau de turbidité d'un même plan d'eau peut varier.

4.3 La couleur de l'eau, un indicateur de qualité

Une forte turbidité indique souvent une forte concentration en MES qui peut favoriser la croissance des agents pathogènes (Rochelle-Newall et al. 2015; Zheng et DiGiacomo 2017; Robert et al. 2021). Elle sert donc d'indicateur de qualité de l'eau.

Les réservoirs ont été construits dans des zones à forte densité de population, mais leur présence a également attiré des populations, entraînant ainsi une augmentation de la

densité démographique (Boelee et al. 2009). L'établissement de nouvelles retenues d'eau a amélioré l'hygiène pour de nombreuses personnes. Néanmoins, cela a également révélé de nouveaux vecteurs de maladies, entraînant l'émergence d'anciennes maladies et l'apparition de nouvelles comme la schistosomiase, le paludisme et la diarrhée (Boelee et al. 2009).

Le seuil de consommation de 5 Unité de Turbidité Néphélométrique (NTU) est recommandé par l'Organisation Mondiale de la Santé et le seuil de classification des eaux troubles et colorées est fixé à environ 50 NTU. Or, les eaux de surfaces africaines dépassent en général les seuils de 200 NTU ce qui montre la nécessité d'effectuer un suivi précis de cette variable.

5 Résumé et questions de recherche

5.1 Distribution spatiale et dynamique temporelle des plans d'eau ?

La région est principalement peuplée de petits plans d'eau, lacs, mares et réservoirs d'une superficie inférieure à 10 km², et de nombreuses mares temporaires ont été observées au Mali et au Niger. Les variations climatiques dans la région sahélienne ont contribué à la création des plans d'eau via une augmentation du coefficient de ruissellement et la remontée des nappes superficielles. En ce qui concerne les réservoirs artificiels, leur nombre a aussi augmenté et le Burkina Faso en abrite un nombre considérable par rapport aux autres pays de la région. Cependant, leur nombre exact est mal connu, car les bases de données sont incomplètes. Cette incertitude s'applique également à l'ensemble des plans d'eau de la région.

Peut-on envisager une quantification plus précise du nombre de plans d'eau, de leur surface et dynamique temporelle ainsi que de leur localisation dans la région, en particulier en ce qui concerne les petits plans d'eau et les réservoirs ?

5.2 Flux d'eau prédominants dans le bilan hydrologique ?

Plusieurs études menées à l'échelle locale en Afrique de l'Ouest nous ont éclairés sur les divers flux d'eau observés dans cette région et les réponses des plans d'eau qui en découlent, dans le cadre de cas d'études spécifiques. Par exemple, le ruissellement, qui représente un flux entrant, est affecté par les précipitations ainsi que par les caractéristiques du sol et du couvert végétal, ces derniers étant également influencés

par le climat. Il en résulte donc des comportements variables, très localisés. Au Niger, des pertes et des apports en eau liés aux échanges avec la nappe ont été documentés. L'évaporation constitue un important flux sortant en Afrique de l'Ouest, surpassant les précipitations. Sa valeur varie en fonction de la latitude, oscillant entre 5 et 8 mm/jour. Enfin, les pertes en eau sont souvent associées aux actions anthropiques, notamment aux pratiques d'irrigation, en particulier l'irrigation à petite échelle en Afrique de l'Ouest. À l'échelle globale, il peut parfois être difficile d'attribuer les variations des plans d'eau spécifiquement aux actions anthropiques, bien que certaines études suggèrent un lien. La plupart de ces variables sont complexes à estimer, et les résultats de différentes études ne sont pas toujours en accord.

Tout ceci nous amène à nous demander quels sont les flux d'eau prédominants dans le bilan hydrologique, et comment nous pouvons les quantifier de manière plus précise à l'échelle régionale. Enfin, nous aimerions savoir si l'impact anthropique observé à l'échelle globale sur la variabilité des réservoirs est également perceptible au niveau des petits plans d'eau de cette région.

5.3 Types d'eau prédominant en Afrique de l'Ouest ?

Plusieurs études localisées en Afrique de l'Ouest fournissent une description détaillée de la typologie du plan d'eau étudié. Ces études ont montré qu'une grande partie des mares sahéliennes sont caractérisées par la présence de végétation, arbres ou diverses espèces de plantes aquatiques. D'autres plans d'eau de cette région se caractérisent par leur turbidité, qui est supérieure à la moyenne observée dans d'autres régions du monde. Cette turbidité élevée est principalement due à la présence de sédiments transportés par le ruissellement. Cependant, des plans d'eau présentant une plus grande clarté peuvent être situés à proximité de plans d'eau très turbides. Des études ont également observé que les plans d'eau de cette région peuvent passer par plusieurs états différents au fil du temps et de l'espace. Néanmoins, une classification de la typologie des plans d'eau complète n'a pas encore été établie dans cette région.

Cela nous amène à nous questionner sur les types d'eau prédominants en Afrique de l'Ouest et sur leur évolution temporelle.

Suivi des eaux de surface par télédétection et applicabilité en Afrique de l'Ouest

L'Afrique de l'Ouest fait face à un important déficit de données in situ (Tramblay et al. 2021 ; Papa et al. 2023) et la télédétection apparaît donc comme un outil essentiel pour répondre aux questions soulevées dans le chapitre 1 et réaliser des études sur les eaux de surfaces à différentes échelles (Alsdorf et al. 2007). Le suivi de la quantité et de la qualité de l'eau se font à l'aide de deux techniques principales qui sont l'altimétrie radar pour estimer les hauteurs d'eau et l'imagerie optique ou radar pour estimer et étudier les surfaces et la couleur de l'eau. Ces différentes méthodes de mesure sont expliquées ci-dessous.

1 Altimétrie radar

L'altimétrie radar a été développée il y a plus de 50 ans (Escudier et al. 2017) et à partir du lancement du satellite Seasat, en 1978, les données altimétriques ont été largement utilisées pour la mesure du niveau des océans (Marsh 1983). L'idée d'exploiter les missions dédiées à l'océanographie pour l'hydrologie a été initialement proposée par Miller (1979) et Morris et Gill (1994b, 1994a), Birkett (1994, 1995), Cazenave et al. (1997) et Birkett et al. (1999) figurent parmi les premiers à la concrétiser en effectuant des mesures sur des lacs du Canada à l'aide de données Seasat.

1.1 Estimation du niveau des eaux de surface

1.1.1 Principe de mesure

L'altimétrie radar permet de mesurer des hauteurs d'eau. Cette technique repose sur l'utilisation d'un capteur actif embarqué sur un satellite qui émet une onde radar vers le sol sous sa trajectoire (nadir), puis récupère le signal retour (écho radar) après réflexion sur la surface de l'eau (Fig. 2.1, AVISO 2019).

L'analyse du signal retour va permettre d'estimer le temps du trajet de l'onde ainsi que la distance entre le satellite et la cible (r_{sat} , altimeter range en anglais), connaissant la vitesse de propagation de l'onde émise et les différentes corrections atmosphériques (ΔC) à appliquer.

Finalement, en soustrayant cette distance corrigée à l'altitude du satellite (h_{sat}) déterminée précisément par un système de détermination d'orbite précise, on obtient la hauteur de l'eau relative au système de référence choisi, tel que le géoïde en hydrologie (l'ellipsoïde est également utilisée). Ainsi, d'après Schwatke et al. (2015a) :

$$h = h_{sat} - r_{sat} - \Delta C - N \quad (2.1)$$

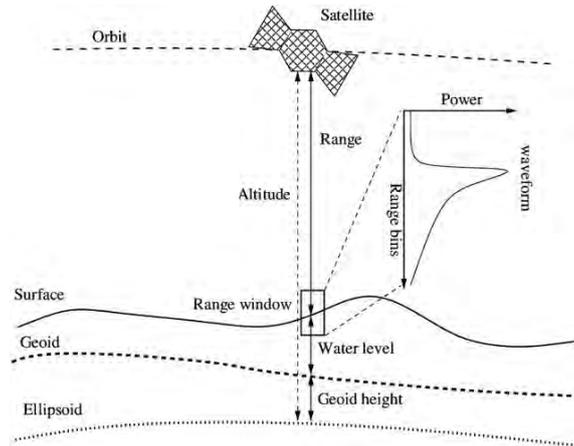


FIGURE 2.1 – Principe de l'altimétrie radar. Crédit : Nielsen et al. (2017).

Pour obtenir la hauteur de l'eau réelle, il est nécessaire de corriger le biais généré par le système de référence utilisé (N). Notons que même si celui-ci est inconnu, le passage répété du satellite au-dessus d'une même cible permet d'observer les variations de hauteur d'eau, éliminant ainsi cette variable.

1.1.2 Analyse et traitements du signal radar

Afin d'analyser l'écho radar, quelques traitements sont nécessaires. Il faut notamment estimer le début du signal recherché parmi le bruit thermique. Pour cela, il existe plusieurs algorithmes de retracking (Berry et al. 2005), tels que Ocean, Ice-1 (également appelé OCOG), Ice-2 et Sea-Ice qui ont été développés pour une application sur les océans, les zones côtières et la glace. Grâce à ses performances, l'utilisation de l'algorithme Ice-1 a été étendue aux eaux de surface continentales (Frappart et al. 2006 ; Cheng et al. 2009 ; da Silva et al. 2013 ; Crétaux et al. 2018 ; Gao et al. 2019 ; Shu et al. 2020).

Cependant, les formes d'ondes obtenues sur les eaux de surface continentales sont généralement plus complexes que sur l'océan (Birkett 1994) du fait de la contamination du signal par d'autres sources à proximité, ce qui peut rendre le signal plus complexe, plus bruité (Jiang et al. 2020). Ainsi, même après l'application des algorithmes de

retracking, des erreurs persistent. Ce problème se pose plus particulièrement dans le cas de l'observation des petits plans d'eau (Sulistioadi et al. 2015; Gao et al. 2019; Boy et al. 2022). D'autres algorithmes sont en développement pour dépasser ces limites, comme le LPP (Lake Processing Prototype) développé et testé récemment par Boy et al. (2022) sur des réservoirs et des lacs français et suisses, démontrant une amélioration des observations. Toutefois, l'algorithme Ice-1 reste largement utilisé en hydrologie.

Pour savoir si la surface observée sur l'écho radar est bien de l'eau, il faut se référer au coefficient de rétrodiffusion (backscatter coefficient en anglais, Fig. 2.2) qui correspond à la proportion du signal renvoyé à l'instrument et normalisé par unité de surface. Celui-ci est dépendant de la rugosité de la surface et les surfaces planes et homogènes telles que les eaux de surface, montrent un coefficient de rétrodiffusion élevé au nadir, ce qui permet d'identifier l'eau du sol sur le signal (Taburet et al. 2020; Kittel et al. 2021). Frappart et al. (2015) mettent en évidence les signatures des coefficients de rétrodiffusion de différents sols en Afrique de l'Ouest, démontrant ainsi la capacité de l'altimétrie radar à repérer les zones inondées dans cette région, et donc les plans d'eau.

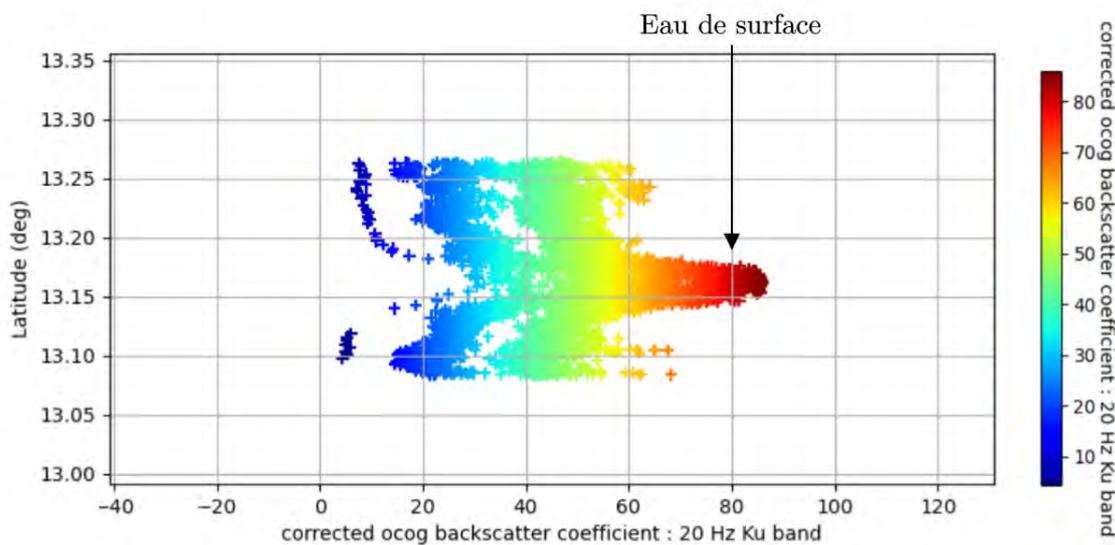


FIGURE 2.2 – Coefficient de rétrodiffusion, le long d'une trace altimétrique, indiquant la présence d'eau de surface. Analyse effectuée sur le logiciel ALTiS (Altimetry Time Series), version 2.0 (Frappart et al. 2021), à partir de données Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter.

1.2 Altimètres adaptés à l'hydrologie continentale

1.2.1 Satellites opérationnels

Aujourd'hui, de nombreux altimètres radar montrent des performances adaptées à la mesure de hauteur d'eau de plans d'eau : TOPEX/Poseidon ALT (Birkett 1995), Envisat RA-2 (Frappart et al. 2006), Cryosat-2 Sival (Jiang et al. 2017), Saral AltiKa (Schwatke et al. 2015b), Jason-3 (Crétaux et al. 2018), Sentinel-3 SRAL (Jiang et al. 2020) et Sentinel-6 Poseidon-4 (An et al. 2022). En Afrique de l'Ouest, plusieurs d'entre eux ont été validés sur des eaux de surfaces (Normandin et al. 2018), démontrant des améliorations avec les données plus récentes, résultant des constantes avancées technologiques des altimètres. Actuellement, parmi les altimètres radar opérationnels, ceux embarqués à bord des satellites Jason-3, Saral, Sentinel-3A, Sentinel-3B et Sentinel-6, suscitent un grand intérêt en hydrologie (Schwatke et al. 2015a; Frappart et al. 2021; An et al. 2022), proposant de meilleures résolutions spatiale (taille de l'empreinte au sol) et temporelle (fréquence de passage) et une plus grande couverture au sol (Calmant et Seyler 2006; da Silva et al. 2013).

Malheureusement, l'altimètre SARAL AltiKa, lancé en 2013, ne permet plus d'obtenir des données de qualité suite à des problèmes techniques survenus en 2015, malgré des caractéristiques initiales intéressantes. Depuis cet incident, il se trouve sur une orbite non répétitive et pointe off nadir (hors nadir), ce qui rend ses données inadaptées pour le suivi de plans d'eau (Krishna et al. 2023).

Les satellites Sentinel-3A et Sentinel-3B ont été lancés en 2016 et 2018 et sont équipés de l'instrument Synthetic Aperture Radar Altimeter (SRAL). L'altimètre dispose de deux modes de fonctionnement : le mode conventionnel Low Resolution Mode (LRM) et le mode Synthetic Aperture Radar (SAR) permettant d'améliorer les observations en réduisant le bruit de mesure et en offrant une bonne résolution le long de la trace du satellite (AVISO 2019; Normandin et al. 2018). Ainsi, Sentinel-3 SRAL propose une résolution de 300 m le long de la trace (along-track) et de 1.64 km perpendiculairement (across-track), ainsi qu'une fréquence de revisite de 27 jours et d'environ 14 jours en combinant les deux satellites. Ces caractéristiques permettent un suivi régulier des plans d'eau et notamment ceux de petite taille (Gao et al. 2019; Shu et al. 2020). Crétaux et al. (2018) estiment que les erreurs de mesure des hauteurs d'eau, sur le lac Issykkul au Kirghizistan, présentent moins d'incertitudes avec Sentinel-3 SRAL qu'avec Jason-3 Poseidon-3 qui ne dispose pas du mode SAR, en utilisant l'algorithme de retracking Ice-1 (OCOG).

Le mode SAR est également implémenté dans Poseidon-4 à bord du satellite Sentinel-6A lancé en 2020, proposant une résolution temporelle plus élevée de 10 jours et une résolution spatiale similaire à celle de Sentinel-3 SRAL. La différence entre ces deux instruments réside dans la couverture altimétrique globale. Sentinel-6 Poseidon-4 qui partage la même orbite que Jason-3 Poseidon-3, son prédécesseur, propose des distances entre les traces de 315 km contre 104 km pour Sentinel-3 SRAL et jusqu'à 52 km en combinant les satellites Sentinel-3A et Sentinel-3B (Fig. 2.3).

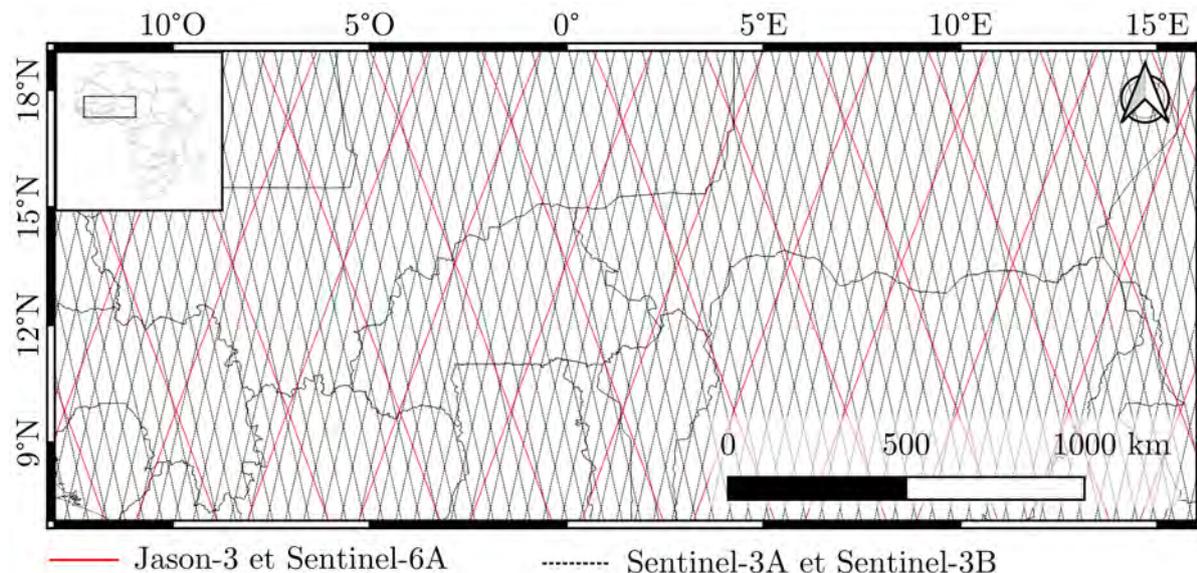


FIGURE 2.3 – Traces altimétriques des satellites Jason-3, Sentinel-6A (en rouge) et Sentinel-3A et Sentinel-3B (en pointillés noirs) sur le Sahel central (données : Aviso CNES et CTOH 2014).

Notons également que l'altimétrie laser (Laser Image Detection and Ranging, LIDAR) est en train de gagner en importance en hydrologie, notamment grâce aux instruments ICESat-2 ATLAS (Ice, Cloud, and land Elevation Satellite-2 Advanced Topographic Laser Altimeter System, Zhang et al. 2011; Markus et al. 2017; Zhang et al. 2019; Xiang et al. 2021; Narin et Abdikan 2023) et GEDI (Global Ecosystem Dynamics Investigation, Fayad et al. 2020; Xiang et al. 2021) à bord de la station spatiale internationale, tous deux depuis 2018. Cependant, malgré une résolution spatiale très intéressante (empreinte au sol de diamètre 20 et 25 m environ), leur fréquence de revisite (91 jours pour IceSat-2 et non répétitive pour GEDI) limite leur utilisation (Frappart et al. 2021; An et al. 2022).

1.2.2 SWOT, une mission dédiée à l'hydrologie

Plus récemment, en 2023, le satellite altimétrique à large fauchée SWOT (Surface Water Ocean Topography) a été lancé (Biancamaria et al. 2016). Il est équipé de l'altimètre

radar à synthèse d'ouverture KaRIn, qui permet une observation sur deux bandes d'environ 50 km de largeur, disposées de part et d'autre de la trace nadir (Fig. 2.4). Des données sont également collectées au nadir par la technique d'altimétrie classique. Cette configuration offre une couverture étendue (Fig. 2.5). Ce satellite représente une innovation majeure, offrant une précision de données inégalée et une résolution spatiale améliorée d'un facteur 10 par rapport à ses prédécesseurs. Grâce à cette avancée technologique, SWOT sera en mesure d'étudier les hauteurs d'eau des lacs d'environ 250×250 mètres et le débit des fleuves de plus de 100 mètres de largeur, avec une fréquence de revisite de 21 jours.

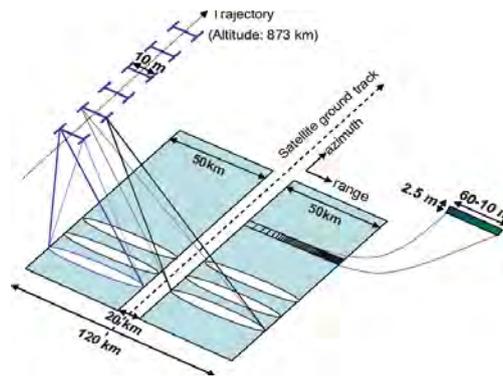


FIGURE 2.4 – Principe d'acquisition au sol de l'altimètre KaRIn. Crédit : Fjørtoft et al. (2014).

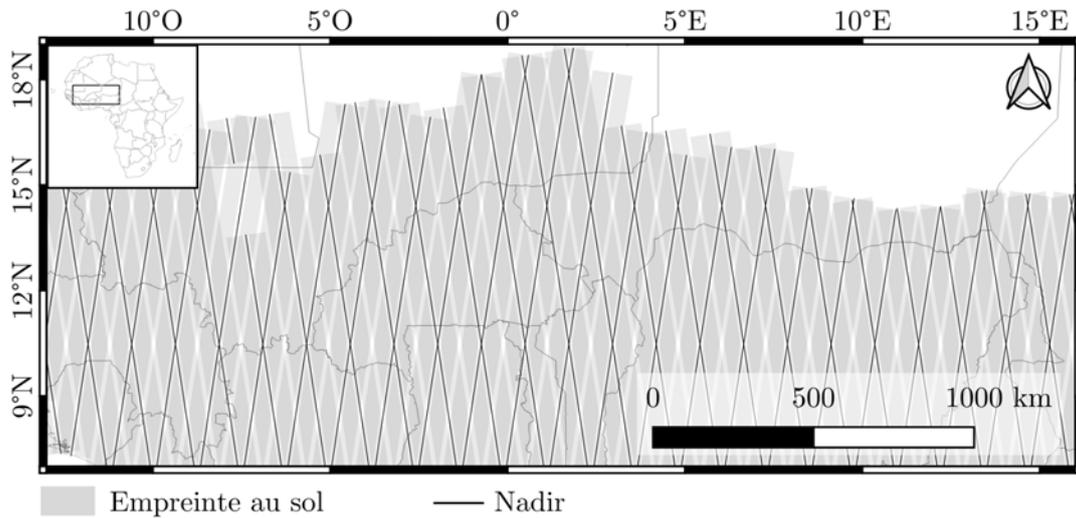


FIGURE 2.5 – Couverture des traces altimétriques du satellite SWOT sur le Sahel central (données : CNES et CTOH 2014), représentées par l'empreinte de l'altimètre au sol (zones grises) autour du nadir (traits noir).

1.3 Les bases de données de hauteur d'eau

Plusieurs bases de données globales de hauteurs d'eau de rivières et de plans d'eau sont accessibles et leurs données sont obtenues par mesures altimétriques multi-capteurs et in situ. Parmi elles, DAHITI (Schwatke et al. 2015a) regroupe 10 389 séries temporelles de hauteurs d'eau de lacs, réservoirs et rivières (ainsi que d'autres produits comme les surfaces et les volumes), dont une vingtaine concernent des plans d'eau d'Afrique de l'Ouest. G-REALM (Global Reservoirs and Lakes Monitor, Birkett et al. 2011 ; Birkett et al. 2017) met à disposition des hauteurs sur 301 lacs et réservoirs dont la surface est supérieure à 100 km² et répertorie 29 mesures en Afrique de l'Ouest. Hydroweb (Crétaux et al. 2011) propose les hauteurs d'eau sur 12 988 rivières et plans d'eau dont 442 proviennent de données in situ et 16 sont des lacs en Afrique de l'Ouest. La couverture des altimètres actuels étant limitée et de nombreux sites d'études in situ n'étant plus à jour en Afrique de l'Ouest, seuls quelques plans d'eau de la région sont répertoriés dans ces bases de données.

2 Imagerie optique

La détection des eaux de surface peut être effectuée en utilisant des données radar et/ou optiques (Guo et al. 2022). Le choix de la technique à adopter dépend principalement des conditions climatiques, telles que la présence de vent et de nuages, ainsi que des caractéristiques des plans d'eau et leur environnement. Pour la présente étude, en raison de la faible fréquence de nuages en Afrique de l'Ouest, nous avons choisi de travailler avec des données optiques, en accord avec les recommandations de Kaptué et al. (2013).

2.1 Réflectance des eaux de surface

Les satellites imageurs utilisent des capteurs passifs pour détecter le rayonnement. Le soleil émet des rayonnements sous forme d'ondes qui pénètrent dans l'atmosphère. Une partie de ces ondes est absorbée par l'atmosphère et la surface terrestre, tandis qu'une autre partie est réfléchiée et détectée par les capteurs embarqués à bord des satellites imageurs. Selon la longueur d'onde, les différentes matières ont des propriétés d'absorption et de réflexion différentes. L'imagerie optique se concentre principalement sur deux domaines de longueurs d'ondes : le visible, de 400 à 700 nm, et une partie de l'infrarouge, de 700 à 2500 nm. L'infrarouge est subdivisé en proche infrarouge (PIR ou NIR en anglais) et infrarouge moyen (MIR ou SWIR en anglais), ces sous-domaines étant très importants dans l'observation des surfaces en eau (Yuan et al. 2021).

La courbe de réflectance d'un objet, qui représente la proportion du rayonnement initial émis réfléchi par la surface observée en fonction de la longueur d'onde, définit sa signature spectrale. Cette courbe est utilisée pour identifier la cible observée et la différencier des autres surfaces (Fig. 2.6). Par rapport aux autres surfaces, la signature spectrale de l'eau montre un pic de réflectance dans le visible et des valeurs faibles, voire nulles, dans le reste du spectre électromagnétique.

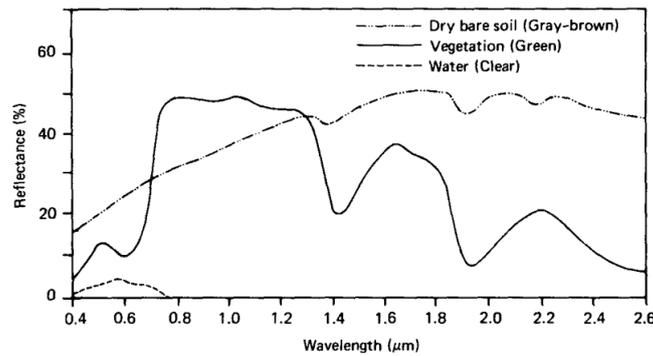


FIGURE 2.6 – Signatures spectrales de l'eau, de la végétation et d'un sol nu. Crédit : Lillesand et al. (2004).

La signature spectrale des eaux de surface est étroitement liée aux propriétés optiques de l'eau comme discuté dans la Section 4 du chapitre 1. Par exemple, une eau turbide affichera des valeurs de réflectance généralement plus élevées qu'une eau claire (Fig. 2.7, Soomets et al. 2019) car elle réfléchit davantage les rayonnements et le pic de réflectance correspondra à des longueurs d'onde plus grande (Lillesand et al. 2015). Au Sahel, Gardelle et al. (2010) relèvent également des différences significatives entre les signatures spectrales de plans d'eau turbides et ceux avec de la végétation aquatique.

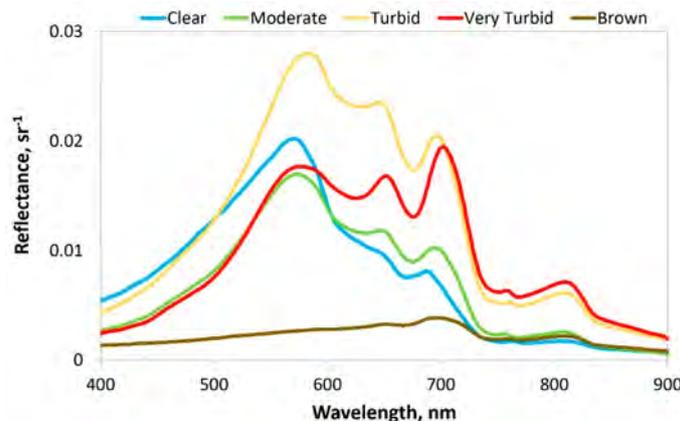


FIGURE 2.7 – Réflectance de l'eau selon sa transparence (Brown représente les eaux riches en matière dissoute colorée). Crédit : Soomets et al. (2019)

Ainsi, des indicateurs reliés à la couleur de l'eau (Yigit Avdan et al. 2019) tels que la turbidité de l'eau (Harrington et al. 1992; Potes et al. 2012), la chlorophylle-a (Bergamino et al. 2010; Horion et al. 2010; Loisel et al. 2014; Dube et al. 2015; Buma et al. 2018; Grendaité et al. 2018; Shi et al. 2019; Buma et Lee 2020) et les matières en suspension (Doxaran et al. 2002; Robert et al. 2017; Boubacar Moussa et al. 2022) permettent de caractériser la qualité de l'eau (Scheffer et al. 1993; Ritchie et al. 2003; Gholizadeh et al. 2016; Mbuh 2020; Robert et al. 2021).

Plus spécifiquement, Robert et al. (2016) et Robert et al. (2017) ont estimé la concentration en matières en suspension (MES) dans des plans d'eau au Mali, ainsi qu'au Burkina Faso, comme dans le réservoir de Bagré (Fig. 2.8) où l'analyse, effectuée à partir de données Landsat et Sentinel-2, valide l'utilisation des données satellites pour le suivi des variations de MES en contexte tropical africain.

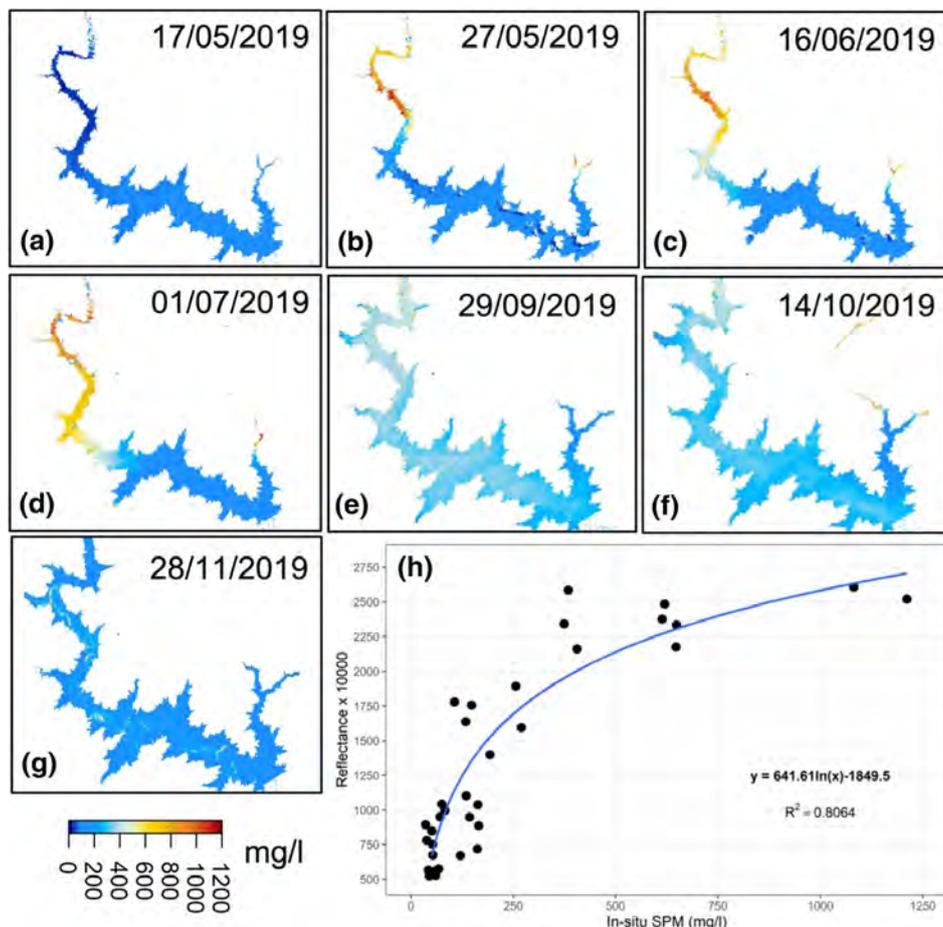


FIGURE 2.8 – (a-g) Variations de la concentration de matières en suspension estimées par des données Sentinel-2 MSI, sur le réservoir de Bagré et (h) relation entre les valeurs de réflectance sur la bande NIR utilisée dans cette estimation et la concentration en MES mesurée. Crédit : Papa et al. (2023).

En résumé, la signature spectrale de l'eau se distingue généralement de celle d'autres éléments tels que le sol ou la végétation, facilitant ainsi leur détection. Par ailleurs, l'eau peut présenter une diversité de couleurs, ce qui se traduit par des signatures spectrales variables en fonction de sa composition. Cette connaissance est largement exploitée dans le but d'évaluer la qualité de l'eau.

2.2 Satellites imageurs récents

À ce jour, de nombreux imageurs sont utilisés pour détecter les eaux de surfaces, comme ceux à bord des satellites Landsat (Frazier et Page 2000), SPOT (Gond et al. 2004), Terra (Sivanpillai et Miller 2010 ; Khandelwal et al. 2017), Sentinel-2 (Du et al. 2016), WorldView (Feng et al. 2019), RapidEye (Tetteh et Schoenert 2015), Gaofeng (Chen et al. 2018), PlanetScope (Qayyum et al. 2020). Nous nous concentrerons principalement sur les satellites opérationnels les plus utilisés, en les catégorisant en fonction de leur résolution spatiale : les imageurs haute résolution ou très haute résolution.

2.2.1 Imageurs opérationnels haute résolution

Landsat 1, lancé en 1972, est le premier satellite d'observation de la Terre et le premier satellite d'une longue série du programme Landsat. Les données sont aujourd'hui totalement accessibles, mais il a fallu attendre 2008 qu'elles soient rendues publiques. Ce programme compte aujourd'hui trois satellites multispectraux en fonctionnement : Landsat-7, Landsat-8 et Landsat-9. Les imageurs Landsat-8 OLI et Landsat-9 OLI-2, lancés en 2013 et 2021, ont une résolution spatiale de 30 m dans huit bandes spectrales de 433 à 2300 nm, avec une résolution temporelle de 16 jours. Notons que les données Landsat sont largement utilisées pour effectuer des observations historiques en raison de leur ancienneté.

En 2015 et 2017, les satellites Sentinel-2A et Sentinel-2B ont été lancés avec à leur bord le capteur multispectral MSI (MultiSpectral Instrument) proposant une résolution spatiale de 10, 20 ou 60 mètres selon les bandes (Table 2.1). Ces deux satellites sont aujourd'hui très utilisés notamment en raison de leur résolution temporelle de 10 à 5 jours (selon si les satellites sont combinés) qui est adaptée au suivi des variations de l'occupation du sol et de l'utilisation des terres (Phiri et al. 2020).

Bande	Plage de longueur d'onde	Résolution spatiale
B1 : Aérosols	433-453 nm	60 m
B2 : Bleu	458-523 nm	10 m
B3 : Vert	543-578 nm	10 m
B4 : Rouge	650-680 nm	10 m
B5 : Red Edge ¹	698-173 nm	20 m
B6 : Red Edge	733-748 nm	20 m
B7 : Red Edge	773-793 nm	20 m
B8 : NIR	785-899 nm	10 m
B8a : Red Edge	855-875 nm	20 m
B9 : Vapeur d'eau	935-955 nm	60 m
B10 : SWIR/Cirrus	1360-1390 nm	60 m
B11 : SWIR 1	1565-1655 nm	20 m
B12 : SWIR 2	2100-2280 nm	20 m

¹ Red Edge correspond à une partie du spectre électromagnétique dans le proche infrarouge où la végétation a tendance à avoir une réflectance qui varie fortement.

TABLE 2.1 – Caractéristiques des bandes spectrales de Sentinel-2 MSI (Du et al. 2016).

2.2.2 Imageurs opérationnels très haute résolution

Aujourd'hui, il existe plusieurs satellites imageurs très haute résolution en opération. Parmi eux, on retrouve les satellites Pléiades, lancés en 2011 et 2012, dont la résolution spatiale est de 0.7 m en panchromatique et 2.8 m en multispectral. En parallèle, SPOT-6 et SPOT-7 (Système probatoire d'observation de la Terre ou Satellite pour l'observation de la Terre) sont lancés en 2012 et 2014 et proposent des résolutions spatiales de 1.5 m en panchromatique et 6 m dans le visible et le NIR.

Peu après, en 2014, WorldView-3 rejoint la constellation de satellite de DigitalGlobe, l'imageur offre une résolution spectrale de 30 cm en panchromatique, 1.24 m dans le visible et le NIR et 3.7 m dans le SWIR. WorldView-3 dispose de la plus large gamme de bandes spectrales avec une telle résolution spatiale. Quant aux imageurs PlanetScope, formant une constellation de 130 satellites depuis 2014, ils proposent une résolution d'environ 3 m sur huit bandes spectrales dans le visible et le NIR.

2.2.3 Limitations des résolutions

Les pixels d'une image satellite sont souvent mixtes, ils englobent plusieurs surfaces différentes (Lillesand et al. 2015). Ainsi, la valeur d'un pixel représente la moyenne de la réflectance des surfaces dans cette zone, ce qui entraîne des incertitudes dans la mesure des surfaces en eau, proportionnelles à la résolution spatiale (Fig. 2.9, Ji et al. 2009).

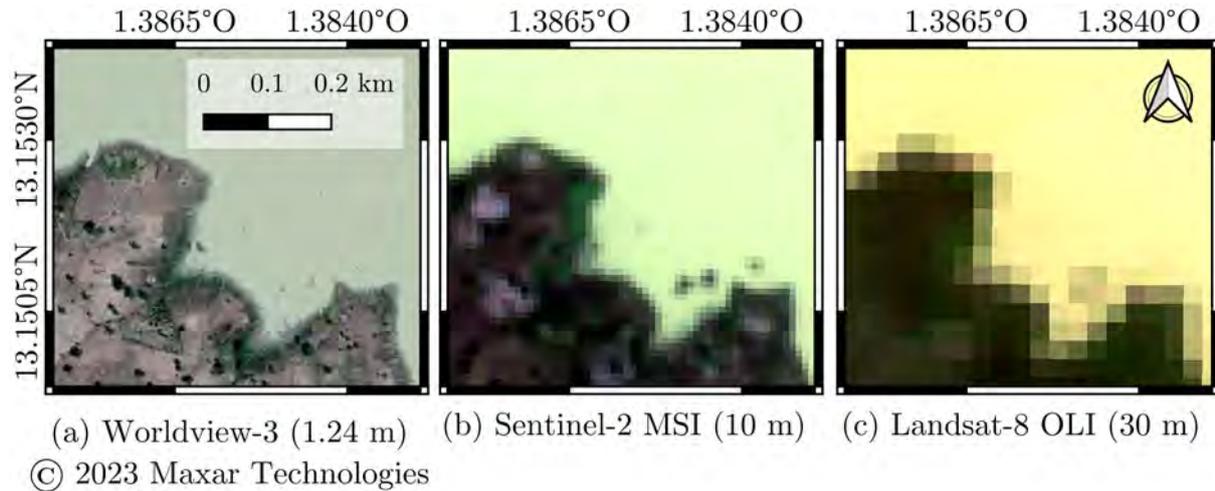


FIGURE 2.9 – Images satellites RGB de (a) WorldView-3 (b) Sentinel-2 MSI et (c) Landsat-8 OLI, représentant les berges du réservoir de Tibin, au Burkina Faso (13.163°N, 1.391°O).

Les satellites très haute résolution offrent donc une meilleure observation des eaux de surfaces de petite taille, en réduisant cette incertitude liée aux pixels mixtes et en proposant une fréquence de revisite quasi-journalière (Mullen et al. 2023). Cependant, leurs données sont plus coûteuses (Xie et al. 2008 ; Sozzi et al. 2018 ; Mullen et al. 2023), moins accessibles et nécessitent également un temps de calcul et une capacité de stockage plus élevés. La résolution spectrale d'un instrument augmente avec un échantillonnage plus fin en longueur d'onde, fournissant davantage d'informations dans la courbe de réflectance. En hydrologie, il est nécessaire de disposer d'un minimum de canaux (bandes spectrales) pour différencier l'eau du sol, c'est pourquoi, en général, des capteurs multispectraux sont utilisés. L'imagerie hyperspectrale, plus résolue spectralement, offre une différenciation fine des types de surfaces, grâce à son nombre important de canaux. Cette technique est très intéressante pour l'étude de la qualité de l'eau (Brando et Dekker 2003) mais reste limitée en raison de ses coûts de développement élevés et des exigences en temps de calcul (Adam et al. 2010). Quant aux satellites commerciaux très haute résolution, leur résolution spectrale est parfois limitante, ne proposant pas les longueurs d'ondes les plus discriminantes pour l'eau, comme le SWIR et le NIR (Mishra et al. 2020).

3 Méthodes de détection des eaux de surfaces par imagerie optique

D'après Li et al. (2022), les méthodes de détection des eaux de surface peuvent être divisées en deux catégories : les méthodes basées sur le seuillage simple qui utilisent les informations spectrales et les méthodes d'intelligence artificielle pour la classification des pixels dans les images. Malgré tout, il existe d'autres méthodes non classées dans ces catégories, par exemple Rishikeshan et Ramesh (2018) proposent une extraction des eaux de surface par morphologie mathématique basée sur leur forme et taille. Elle permet de traiter des images à des résolutions spatiales différentes et d'éviter d'avoir recours à plusieurs bandes spectrales.

La détection des eaux de surface par satellite est soumise à certaines contraintes (Huang et al. 2018). Les nuages peuvent obstruer les informations et leur ombre peut présenter des similitudes avec les plans d'eau, ce qui peut induire en erreur les algorithmes de détection. Cependant, notre région d'étude en Afrique de l'Ouest présente des avantages à cet égard car les nuages sont moins fréquents et surviennent généralement à des périodes spécifiques de l'année.

Un autre défi réside dans la détection des eaux avec de la végétation aquatique ou arborée, car leur présence spectrale peut empêcher la détection de l'eau en dessous, ou encore d'eaux très turbides dont la signature se rapproche de celle des sols nus (Soti et al. 2009). En conséquence, de nombreuses méthodes développées pour la détection des eaux de surface par satellite sont confrontées à ces difficultés.

3.1 Méthodes de seuillage sur indices

Les méthodes de seuillage consistent à déterminer une valeur de seuil à partir de laquelle un pixel correspond à de l'eau. Les seuillages peuvent être appliqués sur une seule bande spectrale ou sur des indices spectraux (Soti et al. 2009 ; Ogilvie et al. 2020 ; Li et al. 2022).

3.1.1 Indices spectraux

En mettant en relation différentes longueurs d'ondes, il est possible d'extraire l'eau d'une scène (Table 2.2). La combinaison utilisée dépend donc de la couleur de l'eau et de la région d'étude puisque l'environnement des eaux de surface influence la réflectance. En hydrologie continentale, le NDWI (Normalized Difference Water Index) et le MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index) sont largement utilisés (Li et al. 2022).

Indice	Formule ¹	Références
NDWI	$(\rho_{Vert} - \rho_{NIR}) / (\rho_{Vert} + \rho_{NIR})$	McFeeters 1996
MNDWI	$(\rho_{Vert} - \rho_{SWIR}) / (\rho_{Vert} + \rho_{SWIR})$	Xu 2006
NDPI	$(\rho_{SWIR} - \rho_{Vert}) / (\rho_{SWIR} + \rho_{Vert})$	Lacaux et al. 2007
AWEInsh	$4(\rho_{Vert} - \rho_{SWIR1}) - (0.25\rho_{NIR} + 2.75\rho_{SWIR2})$	Feyisa et al. 2014
AWEIsh	$\rho_{Bleu} + 2.5\rho_{Vert} - 1.5(\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}) - 0.25\rho_{SWIR2}$	Feyisa et al. 2014
SWI	$1 / (\sqrt{\rho_{Bleu} + \rho_{SWIR}})$	Malahlela 2016

¹ ρ représente la valeur de réflectance.

TABLE 2.2 – Principaux indices de détection de l'eau.

En Afrique de l'Ouest, à de petites échelles, l'indice MNDWI (Fig. 2.10) s'est avéré être bien adapté pour détecter les plans d'eau (Soti et al. 2009; Robert et al. 2017; Robert et al. 2021). Les mêmes observations ont été réalisées à l'échelle régionale, permettant d'identifier la majorité des eaux de surface, qu'elles soient permanentes ou temporaires, turbides ou claires, petites (mares) ou grandes (Campos et al. 2012; Ogilvie et al. 2020).

Plusieurs études utilisent également une association d'indices spectraux pour détecter les eaux de surfaces (Gond et al. 2004; Haas et al. 2009; Lu et al. 2011; Kaptué et al. 2013; Ashok et al. 2021), avec généralement un calcul de différence entre les indices NDWI (ou MNDWI) et un indice de végétation, comme le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index, Rouse et al. 1974) ou le FAI (Floating Algae Index, Hou et al. 2022b), afin de prendre en compte l'eau caractérisée par de la végétation aquatique.

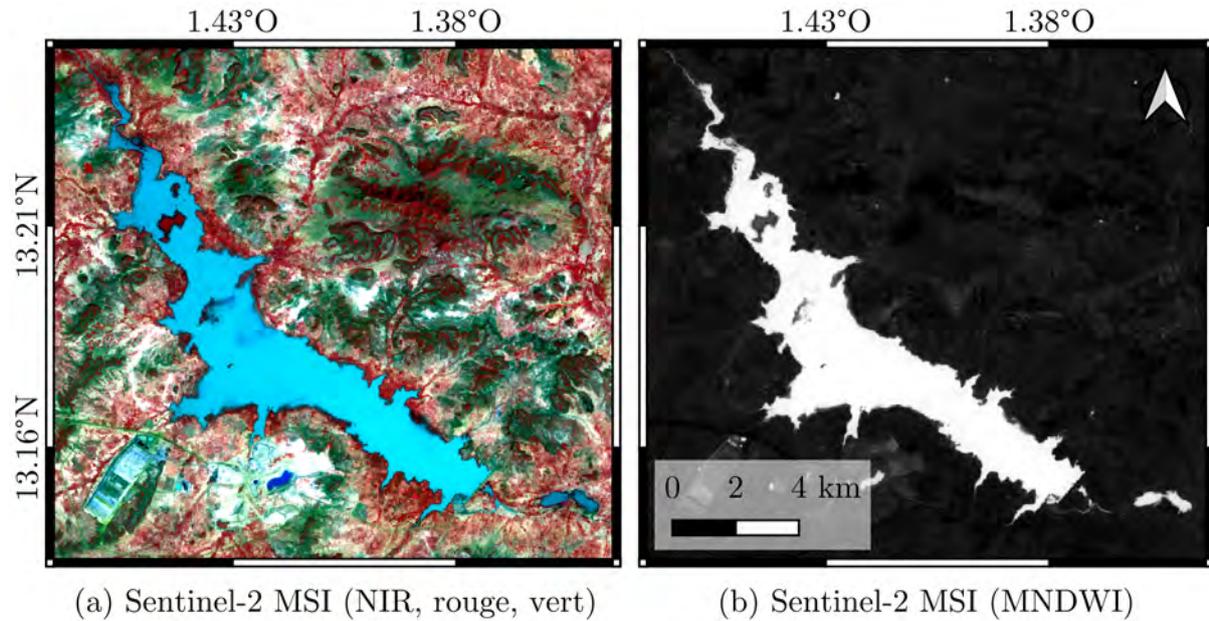


FIGURE 2.10 – (a) Image en fausses couleurs et (b) indice d'eau MNDWI, sur le lac Tibin (13.163°N , 1.391°O) au Burkina Faso (données : Sentinel-2 MSI). En blanc, les pixels correspondant à des valeurs de MNDWI élevées, indiquant une forte probabilité d'être de l'eau, tandis qu'en noir se trouvent les pixels avec des valeurs basses.

3.1.2 Estimation empirique des seuils

Pour identifier les eaux de surface, certaines études locales utilisent des seuils manuellement définis d'après l'expérience et l'observation (Gond et al. 2004; Mishra et al. 2020). Ainsi, Gond et al. (2004) ont développé une méthode de détection basée sur des seuillages sur deux indices spectraux et montrent ainsi 72 % des plans d'eau du Burkina Faso avec les données à 1 km de résolution de SPOT-4 VEGETATION. Cette méthode a été reprise par Haas et al. (2009) pour cartographier les eaux de surfaces en région soudano-sahélienne avec une précision globale de 95.4 % en ne considérant que les erreurs de commission (pixel classé en eau à tort).

Les seuils montrent des variabilités spatiales et temporelles (Lu et al. 2011; Donchyts et al. 2016), en raison de la diversité des types d'eau et donc de couleur de l'eau (Donchyts et al. 2016; Bangira et al. 2019) et du fait de plusieurs facteurs de mesure de l'imageur comme l'altitude, l'angle de visée ou encore l'illumination (Ji et al. 2009). Ces observations rejoignent celles de l'étude de Kaptué et al. (2013) dans laquelle ils remettent en question une méthode par seuillage simple qui leur permet de détecter 76 % des plans d'eau entre 0.5 et 10 km², en zone soudano-sahélienne, avec des données MODIS.

3.1.3 Méthodes d'optimisation du seuil et de seuillage automatique

Pour une application sur plusieurs sites d'études, il est préconisé d'opter pour des méthodes d'optimisation du seuil et de seuillage automatique (Campos et al. 2012 ; DeVries et al. 2017 ; Kordelas et al. 2018 ; Dinh Ngoc et al. 2019 ; Karaman 2021 ; Reis et al. 2021).

Parmi les méthodes de seuillage automatique, on retrouve le seuillage Otsu (Otsu 1979) particulièrement utilisé (Donchyts et al. 2016 ; Du et al. 2016 ; Huang et al. 2016 ; Ogilvie et al. 2020). Cet algorithme repose sur l'hypothèse de représentation bimodale des pixels (eau ou sol). Malgré un avantage d'application à grande échelle, ce type d'algorithme présente des incertitudes (Cordeiro et al. 2021) liées aux variabilités spectrales (couleur de l'eau) et temporelles (assèchement). Buma et al. (2018) démontrent l'efficacité du seuillage Otsu sur le lac Tchad, mais relèvent tout de même des erreurs de classification lorsque des zones turbides sont mélangées à des zones plus claires. Quant à Ogilvie et al. (2020), ils observent une baisse des performances du seuillage Otsu liée aux plans d'eau temporaires.

Pour une application sur des images entières (pas de scènes préalablement sélectionnées), ces méthodes sont utilisées avec des fenêtres glissantes parcourant l'image, permettant de définir des seuils variables localement (Kittler et al. 1985 ; Lu et al. 2011). Cependant, quelques études en Afrique de l'Ouest démontrent les performances d'un seuil unique (Reis et al. 2021) parfois même à une plus grande échelle (Herndon et al. 2020) malgré le bruit que cela peut engendrer, car celui-ci peut être réduit par filtrages après les classifications.

3.2 Méthodes d'intelligence artificielle

3.2.1 Machine learning en hydrologie

Pour répondre à la problématique des variabilités spatiales et temporelles, des méthodes de machine learning (apprentissage automatique, en français) ont été développées. Celles-ci regroupent les systèmes dont l'apprentissage est basé sur l'expérience et font partie d'un plus grand ensemble, celui des méthodes d'intelligence artificielle (IA) qui représente les techniques permettant de réaliser des choix à la place d'un humain. Les modèles de machine learning peuvent être supervisés, c'est-à-dire entraînés sur des données étiquetées, ou non supervisés, où les données disponibles non étiquetées sont comparées et regroupées par similarité.

D'après Bijeesh et Narasimhamurthy (2020), en hydrologie, les méthodes de classification par machine learning les plus développées et utilisées sont les algorithmes supervisés de machine à vecteurs de support (Support Vector Machine, SVM, Boser et al. 1992; Vapnik et al. 1997), les arbres de décision (Decision Tree, Belson 1959), généralement supervisés, les algorithmes supervisés de forêt aléatoire (Random Forest, Breiman 2001) et les méthodes non supervisées de clustering (partitionnement de données et réduction de dimension), comme les k-means (Lloyd 1982) et les réseaux de neurones artificiels (ANN, McCulloch et Pitts 1943).

3.2.2 Deep learning en hydrologie

Les ANN font partie de la sous-catégorie du machine learning appelée deep learning (apprentissage profond) englobant les techniques à réseau de neurones qui sont des modèles capables d'apprendre en autonomie. Parmi eux, les réseaux de neurones à convolution (CNN, LeCun et al. 1989) gagnent en popularité et de nombreuses études sont publiées à ce sujet (Yu et al. 2017; Chen et al. 2018; Li et al. 2019; Feng et al. 2019; Wu et al. 2020; Tambe et al. 2021; Yuan et al. 2021; Zhang et al. 2021; Pi et al. 2022; Mullen et al. 2023; Gharbia 2023). Ces travaux démontrent les capacités des modèles de deep learning à résoudre des problèmes plus complexes que les autres modèles de machine learning (Zhao et al. 2023), montrant un potentiel pour l'extraction des eaux de surface (Yu et al. 2017) en raison de leur capacité à gérer des informations spatiales, des formes, en plus des informations spectrales.

L'utilisation de ces méthodes de deep learning nécessite de disposer d'un jeu de données d'entraînement conséquent, comprenant un échantillonnage diversifié de scènes (Bangira et al. 2019). Dans le but d'améliorer les performances des modèles, des méthodes de data augmentation permettent d'augmenter le nombre de données en générant des répliques transformées par rotation ou miroir, par exemple (Shorten et Khoshgoftaar 2019; Yuan et al. 2021). Les modèles de transfert d'apprentissage (transfer learning) permettent également de réduire ce besoin en données d'entraînement et d'accélérer l'apprentissage, ils utilisent un modèle préalablement entraîné sur d'autres données et l'adaptent à de nouvelles données (Wang et al. 2021).

3.3 Classification des types d'eau

À partir des images optiques, il est également possible de réaliser des classifications des types d'eau par catégories appelées Optical Water Types (OWT) et déterminées à partir de la signature spectrale de l'eau (Xue et al. 2019; Qing et al. 2021; Nasir et al. 2023).

Par exemple, Spyarakos et al. (2018) présentent une méthode de clustering des réflectances d'eau avec des données hyperspectrales ($n = 4045$) et s'appuient sur l'analyse de 250 plans d'eau pour définir treize types d'eau continentale. Soomets et al. (2019) ont analysé les typologies de quatre lacs de Lettonie, et montrent une efficacité similaire des classifications réalisées à partir de données Sentinel-3 OLCI et Sentinel-2 MSI. L'étude de da Silva et al. (2021) présente une classification des eaux de surfaces réalisée au Brésil avec des données Sentinel-2 MSI (Fig. 2.11). Les méthodes utilisées sont, d'une part, la classification par SVM pour classer les types d'eaux connus et d'autre part, une méthode basée sur les fonctions sigmoïdes pour la détection de nouveaux types. L'étude fait état de huit types d'eau, définis grâce à des données optiques accompagnées de multiples données in situ comme des mesures de chlorophylle-a.

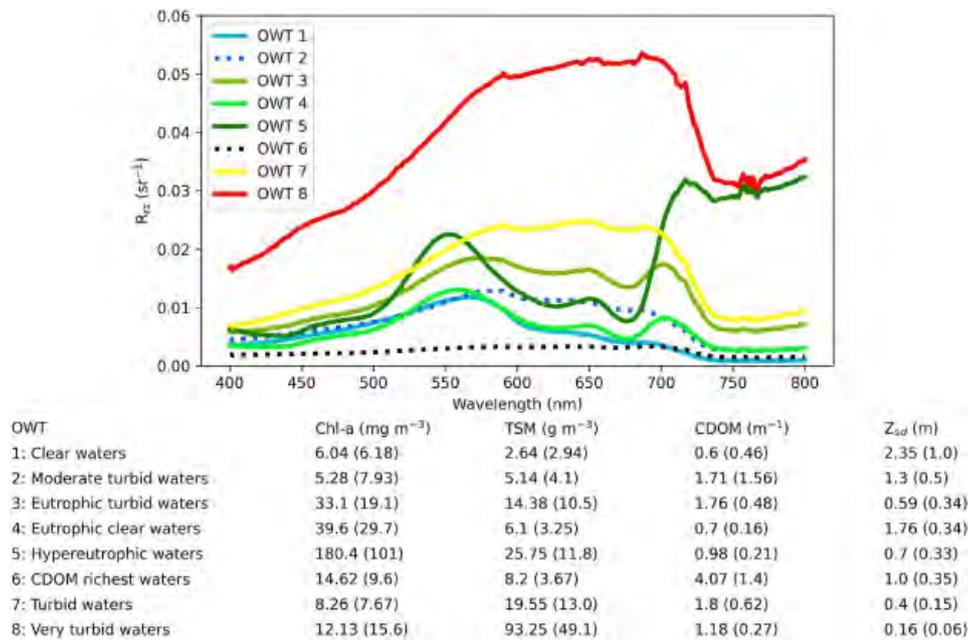


FIGURE 2.11 – Graphe des types d'eau définis sur des eaux de surface au Brésil et valeur moyenne (et médiane entre parenthèses) de la chlorophylle-a (Chl-a), du total des matières en suspension (TSM), des matières organiques dissoutes colorées (CDOM) et de la profondeur du disque de Secchi (Z_{sd}). Crédit : da Silva et al. (2021).

3.4 Base de données de surfaces en eau

Il existe des bases de données qui compilent des informations sur les eaux de surface. Elles fournissent des images binaires comprenant les différentes classifications (eau, sol entre autres) ou des vecteurs contenant les plans d'eau sous forme de polygone. Parmi celles-ci, les bases de données Global Surface Water Datasets (GSWD, Pekel et al. (2016)) sont les plus utilisées de nos jours. Elles proposent, entre autres, des masques d'eau de

maximum de surface et d'occurrence obtenus par un algorithme de Decision Tree, avec des images Landsat de 1984 à nos jours.

La base de donnée HydroLakes (Messenger et al. 2016), également très employée, a été générée à partir de données elles-mêmes issues d'autres bases locales et globales. Récemment, Prior Lake Database (PLD, Sikder et al. 2022), dont nous disposons d'une version préliminaire, a été réalisée à partir des bases de données CIRCA-2015 (Sheng et al. 2016), sur des images Landsat-8 OLI, et GeoDar pour les réservoirs (Wang et al. 2022). Pickens et al. (2020) proposent eux, une classification des eaux de surfaces dans le monde (Global Surface Water Dynamics) axée sur leur dynamique temporelle à partir de données Landsat sur 20 ans. Pi et al. (2022) utilisent un modèle de réseau de neurones (architecture U-Net) avec en données d'entraînement des surfaces de la base GSWO (GWSD Occurrence) et HydroLakes, permettant ainsi l'identification de 3.4 millions de plans d'eau à l'échelle globale, au format vecteur (base de donnée GLakes). D'autres collections existent à des échelles spatiales plus petites, avec une résolution plus grande ou sur des pas de temps plus restreints (par exemple, Jones 2015). Néanmoins, une évaluation de la précision des bases de données, réalisée par Ogilvie et al. (2018), a révélé une erreur d'omission de 41 % pour GSWD concernant les lacs peu profonds en zone semi-aride (Tunisie). Ces lacunes ont été confirmées par Herndon et al. (2020) au Niger, dans la zone sahélienne, notamment pour les plans d'eau de petite taille et temporaires présentant une signature spectrale complexe.

4 Combinaison des données optiques et radars

Une fois que la surface d'un plan d'eau et sa hauteur sont connues, il est possible de les combiner pour estimer son volume ou le plus souvent, les variations de volumes (Sima et Tajrishy 2013; Baup et al. 2014; Schwatke et al. 2020; Gourgouletis et al. 2022). Par exemple, à l'échelle locale, Pham-Duc et al. (2020) estiment les variations de volume du lac Tchad à l'aide d'une relation pyramidale entre les hauteurs et les surfaces obtenues à partir de données optiques du satellite MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) d'une résolution de 250 m, et de données altimétriques de ENVISAT RA-2 et SARAL ALtiKa. Similairement, en Chine, sur le lac Poyang, Sun et al. (2021) associent des données de hauteurs d'eau provenant de la base DAHITI et des données de surfaces estimées à partir de MODIS. Quant à Baup et al. (2014), ils étudient les variations de volume de petits plans d'eau inférieurs à 0.01 km², en France, en combinant des données satellites multi-capteurs et/ou des données in situ.

À l'échelle globale, Cooley et al. (2021) combinent les hauteurs d'eau dérivées de l'altimètre ICESat-2 ATLAS avec les surfaces extraites de la base de données GSWO pour estimer les variations de volume de 227 386 plans d'eau à partir de 0.016 km². Hou et al. (2022a) observent des tendances différentes dans les variations sur 132 plans d'eau, avec des hauteurs d'eau provenant de la base de données G-REALM et des surfaces en eau des bases de données GSWD. Récemment, Yao et al. (2023) ont réalisé une étude sur 1972 grands lacs du monde avec des données Landsat combinées à des données altimétriques issues de multiples instruments.

Enfin, notons que d'autres méthodes existent et sont utilisées dans l'estimation de la quantité d'eau. Par exemple, la bathymétrie, qui permet de mesurer la profondeur des eaux de surface, peut également être utilisée pour estimer leur volume (Arsen et al. 2014). De plus, les modèles numériques de terrain sont aussi des outils efficaces pour caractériser la topographie des plans d'eau, ce qui permet une évaluation précise des variations de volumes (Avisse et al. 2017; Ragettli et al. 2022). Cette approche a, par exemple, été mise en œuvre avec succès par Pascal et al. (2021) à l'aide des images stéréoscopiques Pleiades.

5 Résumé et questions de recherche

5.1 Les données altimétriques actuelles permettent-elles de suivre les petits plans d'eau en Afrique de l'Ouest ?

L'altimétrie radar, initialement dédiée à l'océanographie pour la mesure du niveau des océans, a été étendue à l'hydrologie. Toutefois, cette adaptation des missions et des méthodes d'analyse des signaux (algorithmes de retracking) engendre des incertitudes, en particulier en raison de la présence de sources similaires se mélangeant au signal et nécessite donc une approche prudente dans les traitements. Pour effectuer un suivi des petits plans d'eau par altimétrie radar, il est important de prendre en compte les caractéristiques des instruments. La résolution spatiale doit être suffisamment fine pour obtenir des données précises sur des surfaces en eau étroites, et la résolution temporelle doit offrir une fréquence de revisite adéquate pour suivre les variations. Les altimètres opérationnels Sentinel-3 SRAL et Sentinel-6 Poseidon-4 répondent en grande partie à ces critères, fournissant des outils adaptés à l'étude des petits plans d'eau. Cependant, la couverture altimétrique est également un paramètre essentiel, car elle détermine le nombre de plans d'eau observables, et la distance au sol entre les traces de ces altimètres demeure trop importante, limitant ainsi la sélection des sites d'étude.

Pour répondre à la question du fonctionnement hydrologique des petits plans d'eau en Afrique de l'Ouest, soulevée dans le Chapitre 1, le choix de cette étude se porte donc sur les données de l'altimètre Sentinel-3 SRAL. Peut-on obtenir des données suffisamment précises sur les hauteurs d'eau pour en déduire des informations exploitables sur le bilan hydrologique des plans d'eau ?

5.2 Les méthodes de détection des eaux de surfaces sont-elles applicables à la diversité des plans d'eau de l'Afrique de l'Ouest ?

L'imagerie optique se présente également comme un outil essentiel pour surveiller les eaux de surface. Parmi les satellites opérationnels, le choix de cette étude se porte sur des satellites haute résolution tels que Sentinel-2 MSI dans un objectif de fournir des méthodes accessibles et reproductibles et en raison de leur capacité à fournir des données spectrales adaptées à la détection de l'eau. Le choix des instruments est dicté par des critères tels que la résolution spatiale, visant à minimiser la taille des pixels mixtes, ainsi que la fréquence de revisite, essentielle pour le suivi des variations.

Nous avons vu que diverses méthodes sont exploitées pour détecter les eaux de surface dans les images spatiales de ces instruments. Parmi celles-ci, les méthodes de seuillage simple, qui reposent sur des indices comme le MNDWI, permettent d'identifier la plupart des zones d'eau. Cependant, leur applicabilité peut être limitée en raison de la variabilité des couleurs de l'eau et de la présence de végétation masquant une partie de la surface en eau. Les méthodes de machine learning, en particulier les réseaux de neurones, sont de plus en plus préférées en raison de leur efficacité supérieure. Néanmoins, elles nécessitent des ensembles de données d'entraînement conséquents et variés, ainsi qu'une puissance de calcul élevée.

Par conséquent, l'utilisation de réseaux de neurones apparaît comme une option prometteuse pour aborder les questions soulevées dans le chapitre 1. Peut-on ainsi déterminer le nombre, la taille et la typologie des plans d'eau dans la région soudano-sahélienne ? Quelle est l'efficacité de cette méthode avec des données haute résolution face à la diversité des plans d'eau de la région ? Dans le cas d'une étude plus localisée, est-ce que les méthodes de seuillages simples sur MNDWI sont exploitables et quelles sont les valeurs de seuil ?

Régime hydrologique des petits plans d'eau au Sahel central

1 Introduction à la publication

Dans le chapitre 1, nous avons mis en évidence le manque de connaissances sur le fonctionnement hydrologique des petits plans d'eau en Afrique de l'Ouest, en se demandant quels sont les flux prédominants et comment les quantifier. Pour répondre à ces interrogations, nous proposons une méthode d'estimation du bilan hydrologique en saison sèche de ces petits plans d'eau, à l'aide de données satellites et en adaptant les méthodes d'estimation des surfaces et des hauteurs d'eau présentées dans le chapitre 2.

Dans cette étude, nous avons souhaité privilégier l'utilisation de données open source afin de faciliter la reproductibilité. Les satellites utilisés ont également été sélectionnés en tenant compte de leur résolution temporelle et spatiale, permettant à la fois de suivre la dynamique saisonnière des eaux de surface et d'inclure des petits plans d'eau, de taille inférieure à 0.1 km^2 . Ainsi, nous avons travaillé sur des données satellites Sentinel-2 MultiSpectral Instrument (MSI) pour les surfaces en eau et Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter (SRAL) pour les hauteurs d'eau. L'altimètre radar dispose d'une résolution spatiale de 300 m dans la direction du déplacement du satellite (along-track en anglais) et 1.64 km perpendiculairement au déplacement (across-track en anglais). Les traces sont espacées de 104 km si l'on considère un satellite et de 52 km pour les deux satellites Sentinel-3A et Sentinel-3B. Cette configuration limite la sélection des surfaces en eau que l'on peut considérer dans cette étude, qui doivent se trouver au nadir, en considérant un décrochage potentiel de $\pm 1 \text{ km}$ au nadir. Associer les données de hauteurs d'eau obtenues via Sentinel-3 SRAL et les données de surface en eau obtenues via Sentinel-2 MSI permet de proposer une fréquence de données de cinq jours, au mieux, adaptée au suivi des variations de hauteurs d'eau.

Les résultats de cette étude ont fait l'objet d'une publication, reportée ci-après. Cette publication décrit les données utilisées, la méthode d'estimation des différents paramètres hydrologiques et montre les résultats obtenus avec cette méthode sur 37 plans d'eau situés au Sahel central. Ces résultats nous renseignent sur les flux d'eau prédominants à travers l'analyse de différents régimes hydrologiques de saison sèche, qui seront présentés,

illustrés et discutés. À l'issue de ce travail, nous avons eu l'opportunité d'obtenir des données in situ de couple Volume-Hauteur sur deux lacs d'étude du Burkina Faso, validant ainsi la méthode utilisée. Ces données nous ont été fournies par la Direction Générale des Ressources en Eau (DGRE) via l'Institut International de l'Eau et de l'Environnement (2IE) et le travail de validation est disponible dans le document d'information supplémentaire. Finalement, des analyses et des discussions complémentaires à l'étude ainsi que des perspectives et des pistes de recherche futures associées sont proposées en fin de chapitre.

2 Publication de Fleury et al. 2023



Hydrological regime of Sahelian small waterbodies from combined Sentinel-2 MSI and Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter data

Mathilde de Fleury, Laurent Kergoat, and Manuela Grippa

Géosciences Environnement Toulouse (GET), UMR 5563, Université Toulouse 3, CNRS, IRD, 14 Av. Edouard Belin, OMP, 31400 Toulouse CEDEX 9, France

Correspondence: Mathilde de Fleury (mathildedefleury@gmail.com) and Manuela Grippa (manuela.grippa@get.omp.eu)

Received: 24 October 2022 – Discussion started: 14 November 2022

Revised: 3 May 2023 – Accepted: 18 May 2023 – Published: 14 June 2023

Abstract. In the Sahelian semi-arid region, water resources, especially small waterbodies such as ponds, small lakes, and reservoirs in rural areas are of vital importance. However, because of their high number and the scarce in situ monitoring networks, these resources and their spatiotemporal variability are not well known at the regional scale. This study investigates the hydrological regime of 37 small waterbodies, located in Mali, Niger, and Burkina Faso in central Sahel. We propose a method based on remote sensing data only, which consists of combining water height data from Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter (SRAL) with water area data obtained with the Sentinel-2 MultiSpectral Instrument (MSI) to create a dense water height time series. Water height variations are then compared to the evaporation estimated by the Penman–Monteith method, using ERA5 reanalysis by the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) to infer water regimes during the dry season. Three main regimes stand out, namely a net water loss, mainly resulting from anthropogenic withdrawals, a net water supply occurring after the end of the rainy season through river network or water table exchange, and a balanced behaviour, where water losses during the dry season closely correspond to evaporation rates. Spatial patterns have been identified; in central Burkina Faso, most of the reservoirs show a net dry season water loss, which is explained by frequent irrigation, while reservoirs in northern Burkina Faso, generally show little water loss, indicating that water withdrawal is not significant in this area. Lakes located in the Inner Niger Delta in Mali and connected to the Niger River network generally show an important water supply, particularly at the beginning of the dry season. Lakes in Niger tend

to show a weak signal toward water inflow that could be explained by exchange processes with the groundwater. These results show that satellite data are effective at estimating hydrological regimes and the anthropogenic impact on water resources at the large scale, including resources found in small waterbodies.

1 Introduction

In the Sahel and more generally in West Africa, small waterbodies are critical resources for the inhabitants, who use them on a daily basis to meet vital needs, such as drinking water, livestock watering, irrigation, fishing, and bathing, among others (Cecchi et al., 2009; Frenken, 2005). These waterbodies are widespread all over the region and include numerous small reservoirs, for which dams have been built, small natural lakes and ponds, and intermediate situations, where existing lakes are more or less developed. Burkina Faso, for example, built many reservoirs, whose number increased from about 200 in 1974 to about 1650 in 2008 (Cecchi et al., 2009). The aim of such actions was to address food security issues (Douxchamps et al., 2014) after severe droughts (Sally et al., 2011). The central Sahelian region also hosts a large number of small temporary waterbodies (Haas et al., 2009; Gardelle et al., 2010; Papa et al., 2023), whose number is still not well known. There is a clear need to better survey the surface water resources in this region. Monitoring and understanding lake hydrological regimes is therefore

an important step toward better management of these water resources.

Since ground-based monitoring of waterbodies in this area is usually restricted to some large lakes (mainly those supplying water to capital cities or used for electricity production), remote sensing data such as those provided by the Copernicus Sentinel missions give an interesting tool to derive useful information. Radar altimetry monitors water heights (Birkett, 1994; Morris and Gill, 1994) by calculating the return time of a radar pulse emitted by the sensor on board and reflected by the water surface. The Sentinel-3A and Sentinel-3B satellites launched in 2016 and 2018, respectively, carry a Synthetic Aperture Radar Altimeter (SRAL) on board. Their performance in measuring inland water levels has already been assessed, as in the Inner Niger Delta, resulting in an average root mean square error (RMSE) of 0.67 m (Normandin et al., 2018, Table S5). The technology offered by Sentinel-3 provides a significant step forward, with a much better-resolved footprint than previous altimeters, allowing for the observation of smaller waterbodies (Shu et al., 2020). Time series can be obtained from databases such as DAHITI (Schwatke et al., 2015), Global Reservoirs and Lakes Monitor (G-REALM; Birkett et al., 2010, 2017), and Hydroweb (Créaux et al., 2011). Laser altimetry data from ICESat-2 have been used to derive water level changes (Cooley et al., 2021). Optical imagery is a powerful tool to detect surface water areas in cloud-free conditions, and recently, several algorithms have been developed to map waterbodies at the global scale (Pekel et al., 2016; Messenger et al., 2016; DeVries et al., 2017; Cordeiro et al., 2021). However, the conditions required by these algorithms are not always met in central Sahel. This is due to the variability in the water optical reflectances of these waterbodies in time and space (e.g. Abdourhamane Touré, 2016) that is caused by the common presence of aquatic vegetation (Gardelle et al., 2010), different levels of water turbidity, including extremely turbid and bright lakes (Robert et al., 2017), and by the seasonal variability in the waterbody characteristics. The modified normalized difference water index (MNDWI) is frequently used to differentiate water from soil (Xu, 2006), usually with automatic or supervised thresholding methods. Using this index, Reis et al. (2021) found that optimal thresholds still varied over time and space in the Sahel, whereas Ji et al. (2009) showed that a fairly stable MNDWI threshold over time gives good results, even in the presence of mixed water and vegetation pixels.

Studies combining surface water areas and heights estimated by remote sensing and/or a combination of remote sensing and field measurements have been increasingly published during the last 5 to 10 years. Several works have been focused on large lakes. For example, Pham-Duc et al. (2020) developed a method based on remote sensing data to measure the surface water extent and water volume variations in Lake Chad, the fourth-largest lake in Africa. Sun et al. (2021) used remote and gauged data to estimate the water balance and

water fluxes of Lake Poyang, China, over 20 years. Fewer studies focused on smaller waterbodies in Europe and America (Baup et al., 2014; Schwatke et al., 2020; Gourgouletis et al., 2022). In central Sahel, Gal et al. (2016) estimated the lake water inflow of Agoufou lake based on remote sensing data and evaporation modelling and validated the method with in situ measurements. Also in central Sahel, Fowe et al. (2015) studied the water balance of a small reservoir in southern Burkina Faso, highlighting the variations caused by anthropogenic water withdrawal. Other studies assessed lake topography through bathymetry (Arsen et al., 2013) or a digital elevation model (DEM; Avisse et al., 2017) to retrieve lake storage. The variability in the reservoirs at the global scale has been addressed by some recent works. For example, Cooley et al. (2021) showed the great seasonal variability in the reservoirs worldwide, drawing attention to the anthropogenic impacts on water resources, and Hou et al. (2022) highlighted the important role of precipitation in the observed variabilities. However, these global studies do not include a precise quantification of water fluxes over small waterbodies in the Sahel, and several questions remain unanswered. What is the hydrological regime of these small waterbodies? What are the dominant water exchanges in this region? How can their contribution be quantified? Is there a major anthropogenic impact on these water resources? This work develops a methodology based on remote sensing data to quantify the hydrological regime of small waterbodies in central Sahel and derives information about their seasonal and interannual variability. It allows us to better understand the major processes at play in this region and identify the human impact on these water resources.

2 Materials

2.1 Study site and lake selection

The study area is located in central Sahel and includes waterbodies in Mali, Burkina Faso, and Niger. It covers arid, semi-arid (Sahelian), and sub-humid (Soudanian) areas, according to the classification in Andam-Akorful et al. (2017), with well-defined rainy and dry seasons enforced by a tropical monsoon system. The rainy season starts in June and ends in October, with variations due to latitude (Frappart et al., 2009; Panthou et al., 2018). The north's rainy season is shorter, and annual rainfall ranges from around 200 to 900 mm yr⁻¹ from the north to south area. Four regions of interest can be defined based on different geomorphology and development policies, namely the Inner Niger Delta, the centre of Burkina Faso around the capital Ouagadougou, which is densely populated and has a large number of reservoirs, the western area of Niger, and Burkina Faso's northern borders with Mali and Niger. Numerous waterbodies are located in the study area, but the Sentinel-3 satellite orbits constrain the selection of waterbodies. The intertrack distance of 104 km for

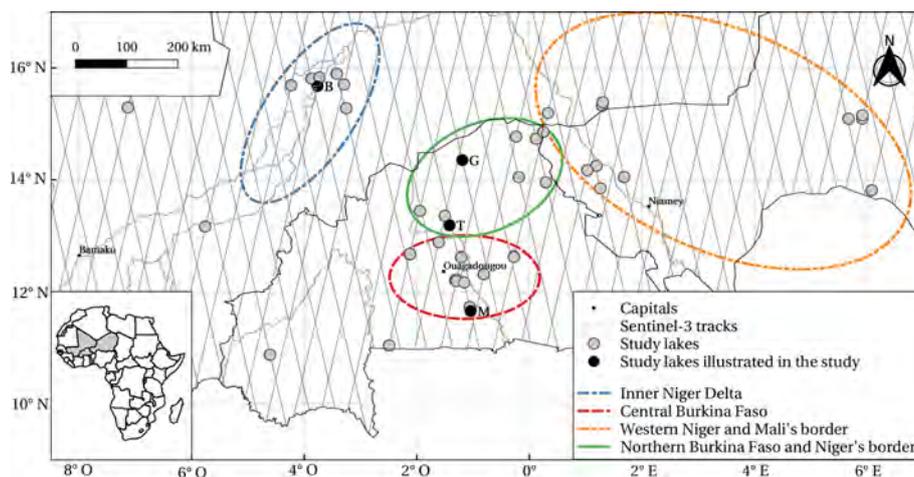


Figure 1. Study site and lakes in central Sahel (Mali, Burkina Faso, and Niger).

one satellite and 52 km for a combination of the two (Fig. 1), with a footprint of 300 m below the track, reduces the observable surface. Due to a potential track shifting of ± 1 km at maximum (Crétau et al., 2018), the lakes located between 0 and 0.3 km from the nominated altimeter track have been included in the potential lakes to be studied. Using the maximum water extent of the Global Surface Water dataset (Pekel et al., 2016), 150 lakes were detected below the tracks. Among them, 42 had suitable altimeter data to provide a long and consistent time series for analysis. This amounts to 26.2 % of the lakes initially detected (Fig. 1 and Table 1), and 21 are located in Burkina Faso, including 19 reservoirs, 12 in Mali, and 9 in Niger, including 1 reservoir.

2.2 Data

Water areas and water albedos are derived from the freely available Sentinel-2 (S2) MultiSpectral instrument (MSI) images using the top-of-atmosphere reflectance products from the dataset Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-1C, provided by Google Earth Engine (Gorelick et al., 2017). Measurements are made in 13 optical bands from VNIR (visible near infrared) to SWIR (shortwave infrared) at a resolution of 10, 20, or 60 m, depending on the band. In this study, we used the blue band (B2) at 0.490 μm , the green band (B3) at 0.560 μm , the red band (B4) at 0.665 μm , all at 10 m resolution, and two SWIR bands (B11 and B12) at 1.610 and 2.190 μm with a 20 m resolution. Images are acquired from 2015 to the present, with a revisit frequency of 10 d before the launch of Sentinel-2B in 2017 and 5 d afterwards, which allows good temporal monitoring, except when it is cloudy. Water heights are obtained from Sentinel-3 SRAL (Ku band at 20 Hz) data (S3), provided by the Centre de Topographie des Océans et de l'Hydrosphère or Centre of Topography of the Oceans and the Hydrosphere (CTOH; Frappart et al., 2021) and referenced with an EGM2008 geoid model. The temporal frequency of measurements is 27 d, with a spatial

resolution of 300 m (along-track) \times 1.64 km (across-track) from 2016 to the present. Precipitation is estimated by the Integrated Multi-satellite Retrievals algorithm of the international satellite mission Global Precipitation Measurement (IMERG-GPM; Huffman et al., 2019). The data are provided by Google Earth Engine, through the Global Precipitation Measurement (GPM) v6 collection, with a spatial resolution of $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ and a temporal resolution of 30 min. Other meteorological data are provided by the database of ERA5 reanalysis hourly data on single levels from 1959 to the present (Hersbach et al., 2018), which has been produced by the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) within the Copernicus Climate Change Service (C3S). The data are provided at the resolution of $0.25^\circ \times 0.25^\circ$. Evaporation rate data, provided by the global lake evaporation volume (GLEV) dataset (Zhao et al., 2022) and Colorado pan evaporation data over a small reservoir (Boura) from Fowe et al. (2015), are used for validation over the April 2012–April 2014 period.

3 Method

3.1 Lake water balance estimation

The water balance approach defines the different fluxes controlling a waterbody regime (Winter, 1995). In this paper, we adapt the equation developed by Fowe et al. (2015), who propose a water balance equation expressed as the variations in the water volumes applied to a small reservoir in Burkina Faso (Boura). All terms can be also expressed in water height, which fits our data better. The water height variation between two dates t_0 and t_1 can be written as the sum of precipitation and evaporation over the same period minus a residual term and is referred to as the residual water balance (R). This term is the net result of different hydrological

Table 1. Information and key results on the study lakes. Lakes highlighted in bold are also shown in Sect. 4. Country abbreviations are BF for Burkina Faso, M for Mali, and N for Niger. The “nan” values indicate that conditions for the 5-year average residual water balance calculation have not been met.

Lake label ^a	Country	Coordinates	MNDWI threshold	Average albedo	Average water area (km ²)	Average water height variation ^b (m)	5-year-averaged residual water balance (mm d ⁻¹)
Arzuma	BF	12.218, -1.298	-0.10	0.11	2.54	2.67	-3.11
B1	BF	12.171, -1.160	0.20	0.12	0.13	2.27	-10.11
Babou	BF	12.882, -1.613	-0.20	0.17	0.43	1.74	nan
Bakafé	M	15.678, -3.771	-0.05	0.13	2.34	1.51	1.63
Bam	BF	13.353, -1.504	-0.20	0.11	22.31	1.69	nan
Barkea	BF	14.044, -0.191	0.00	0.15	10.89	2.18	-1.30
Bokoko	M	15.891, -3.431	0.00	0.15	0.39	1.59	2.79
Boura	BF	11.041, -2.486	-0.25	0.10	1.44	2.95	-1.20
Dyaloub	M	15.292, -7.137	-0.30	0.15	5.73	0.89	nan
Galigel	M	15.194, 0.324	-0.10	0.13	2.25	2.38	0.16
Gidan Adan Dan	N	13.813, 6.082	0.20	0.17	1.29	0.90	0.86
Gomde	BF	14.351, -1.197	0.00	0.19	28.22	1.71	-1.54
Hagoundou	M	15.716, -3.295	0.00	0.09	37.91	1.13	9.71
Iribakat	N	15.091, 5.910	0.00	0.14	0.27	2.00	-1.10
Kaboukoga	N	14.047, 1.678	0.10	0.22	0.24	1.21	-0.09
Koankin	BF	11.733, -1.063	0.00	0.18	0.02	1.60	nan
Korarou	M	15.280, -3.258	-0.30	0.13	36.27	1.33	2.46
Kormou	M	15.689, -4.237	-0.20	0.13	3.65	2.80	-2.29
Koumaira	M	15.810, -3.874	-0.20	0.11	1.22	1.74	2.96
M3	M	15.383, 1.303	0.10	0.13	0.30	2.33	0.82
M42	M	15.323, 1.289	-0.10	0.17	0.56	2.12	0.58
Manga	BF	11.663, -1.047	-0.15	0.11	0.48	1.96	-8.28
Mogtédo	BF	12.332, -0.804	0.20	0.13	2.36	1.54	-6.49
N10	N	15.149, 5.924	0.00	0.11	0.55	2.63	0.19
N4	N	14.246, 1.165	0.00	0.20	4.98	1.74	0.00
Nabitenga	BF	12.618, -1.213	-0.20	0.13	0.74	2.97	-11.87
Nazounga	BF	12.675, -2.126	-0.20	0.16	0.15	1.89	-1.93
Northern Tanvi	BF	12.230, -1.303	0.00	0.11	0.13	3.09	-12.45
Ouro Daka	BF	13.955, 0.297	0.00	0.15	3.13	2.02	-1.48
Séguénéga	BF	13.441, -1.952	-0.20	0.13	1.44	2.00	-2.18
Southern Tanvi	BF	12.199, -1.302	0.20	0.18	0.22	1.98	-3.42
Tabalakh	N	15.063, 5.651	-0.10	0.14	6.98	1.90	-0.39
Tambao	BF	14.733, 0.117	0.05	0.13	0.15	1.39	-2.50
Tamou	N	13.848, 1.257	0.00	0.21	0.04	1.50	-3.06
Tibin	BF	13.163, -1.391	0.10	0.14	15.99	1.93	-1.35
Timba	M	15.832, -3.735	-0.20	0.12	2.62	3.23	-10.85
Toussiana	BF	10.880, -4.612	0.00	0.10	1.26	2.85	-12.04
Yakouta	BF	14.772, -0.242	-0.10	0.17	0.28	1.25	-1.60
Yaongo	BF	12.619, -0.271	-0.10	0.17	0.95	1.97	-3.26
Yumban	N	14.861, 0.246	0.00	0.18	19.28	2.15	-6.57
Zandéla	M	13.162, -5.757	0.00	0.12	0.60	1.76	-1.81
Zoribi	N	14.170, 1.021	-0.25	0.17	1.26	0.98	nan

^a Labels can be defined by the nomenclature in Cecchi (2014), nearby villages, or a letter representing the country associated with a number.

^b Calculated from seasonal variations.

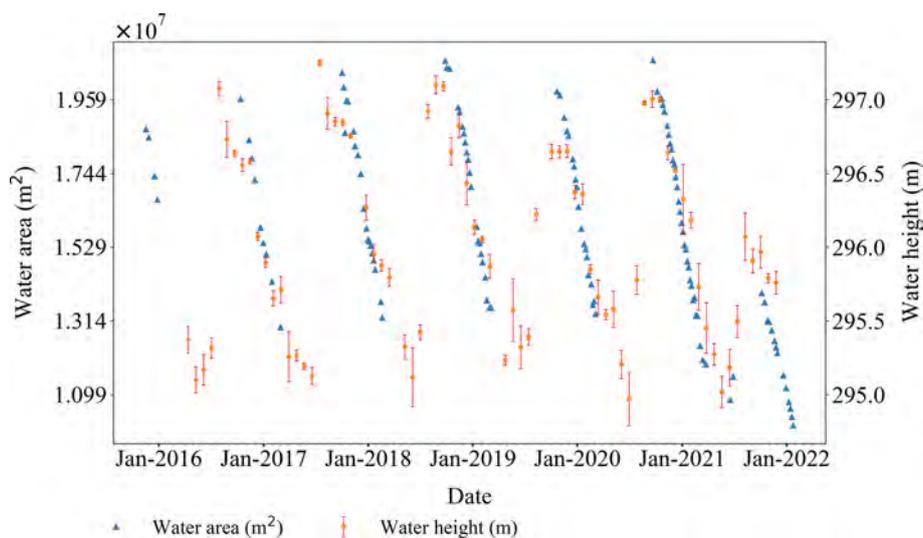


Figure 2. Time series of water areas (left y axis; in blue) and water heights (right y axis; in orange) with their associated median absolute deviation (orange bars) for the Tibin reservoir (see Table 1), which is located in centre of the north of the Burkina Faso.

fluxes, including water inflow from the watershed into the lake, groundwater inflow, water losses due to overflow, infiltration losses, and withdrawals due to anthropogenic uses, and can be expressed in millimetres per day.

$$R = \frac{1}{t_1 - t_0} \left[\Delta H_{t_0, t_1} - \sum_{i=t_0}^{t_1} (P_i - E_i) \right], \quad (1)$$

where P_i (mm) and E_i (mm), respectively, indicate the daily precipitation over the lake and the daily evaporation from the lake. During the dry season, precipitation (P_i) is null. Evaporation (E_i) is estimated using the available meteorological data. Water height variation ($\Delta H_{t_0, t_1}$) is estimated using altimetric data. As the altimeter offers data with a temporal resolution of 27 d, the time series are completed by other water height estimations derived from water areas through an area–height relationship, called the A–H curve.

3.2 Lake water height estimation

Water height time series are extracted through the Altimetric Time Series Software (AlTiS, version 2.0; Frappart et al., 2021), which is an open-source software developed by CTOH. The process of extracting the time series is partially manual and has to be done for each lake. Among the Geophysical Data Record (GDR) variables proposed, the backscatter coefficient, having a very high value for surface water, is appropriate to distinguish water from soil (Taburet et al., 2020). The backscatter coefficient is extracted for data within the lake polygon. Samples that do not correspond to water are removed by thresholding. Following an empirical analysis, a threshold of 40 dB is retained. This is in line with Kittel et al. (2021) and Taburet et al. (2020), who propose thresholds of 30 and 45 dB, respectively. Kittel et al. (2021)

also state that changes in data processed from 2020 onwards result in a drop in the backscatter coefficient of 18 dB; the threshold has therefore been set to 22 dB for acquisition dates after 2020. To reduce the influence of the remaining outliers on the resulting time series, the median values are extracted (Fig. 2), as suggested by Frappart et al. (2021), and a threshold of 0.25 m is applied on the associated median absolute deviations (MADs). Water-like echoes created by wet sand that may appear when the waterbody is empty may also lead to outliers. To best prevent the use of such erroneous height values, data corresponding to periods when the water area is zero are removed.

3.3 Surface water area estimation

Sentinel-2 water optical reflectance (ρ) is firstly pre-processed to mask clouds using the Sentinel-2 QA (quality) band at 60 m (QA60) and an additional blue band threshold so that only values with $\rho_{B2} < 0.2$ are retained. Water detection (Fig. 2) is performed by applying a thresholding on the modified normalized difference water index (MNDWI; Xu, 2006):

$$\text{MNDWI} = \frac{\rho_{\text{SWIR1}} - \rho_{\text{green}}}{\rho_{\text{SWIR1}} + \rho_{\text{green}}}. \quad (2)$$

The MNDWI threshold (Table 1) is chosen ad hoc for each lake and kept constant over the study period. This method ensures that water pixels are not detected when waterbodies dry up. Highly negative thresholds are mostly used for lakes with vegetation.

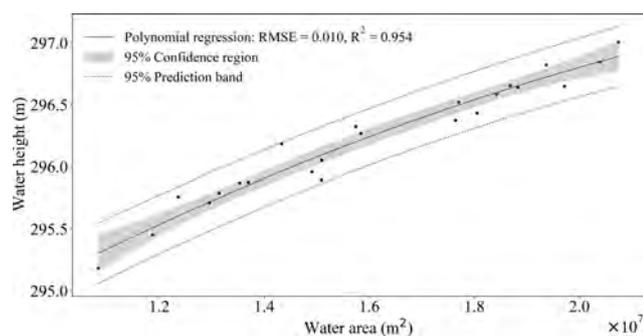


Figure 3. Water area–height curve (A-H) for the Tibin reservoir.

3.4 Area–height curve estimation and water height time series densification

To estimate the A-H curve (Fig. 3), water heights and water areas are combined. We select quasi-simultaneous data in a ± 3 d interval, which follows the work of Gao et al. (2012) with MODIS and altimetry data. Based on Crétau et al. (2016), a 2° polynomial curve is fitted to the data. Data outside the 95 % prediction interval (area within the dotted lines in Fig. 3) are considered outliers and are removed to obtain the final A-H curve, in line with Busker et al. (2019). The root mean squared error (RMSE) and the R^2 values are calculated to evaluate the accuracy of the regression.

Water heights are then estimated from water areas via the A-H curve, within the limits of the polynomial regression, i.e. without extrapolating the A-H curve. A filter is further applied to remove data with inconsistent variation (significant and rapid variations in the dry season, for example) caused mainly by the occasional mismatch between areas and heights. We have carried out validations of our A-H curves with in situ data (see the Supplement) over two lakes (Séguénéga and Bam; Table 1). We obtained RMSEs of 0.073 and 0.015 m and biases of -0.070 and 0.006 . The final water height time series (Fig. 4) is composed of water heights derived from Sentinel-3 and water heights estimated from Sentinel-2 through the A-H curve. All altimetry-derived water heights are considered, even those not used to build the A-H curve.

3.5 Evaporation estimation

Gal et al. (2016) estimated the evaporation of a shallow lake (Agoufou) in Mali with the Penman equation (Penman and Keen, 1948). As the context of this study is similar in terms of the climate, environment, and type of lakes, the same approach is used to estimate evaporation using the Penman–Monteith equations and the methods by McMahon et al. (2013, Sect. S11). It requires the following meteorological data, which we extracted from the ERA5 archive: downward surface solar radiation (J m^{-2}), downward surface thermal

radiation (J m^{-2}), daily air temperature (K), daily dew point temperature (K), 10 m u component and 10 m v component of wind (m s^{-1}), and altitude of wind speed measurement (m). It also requires the altitude (m) derived from the Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) DEM and the average albedo of the lake surface (α), which is derived following Naegeli et al. (2017),

$$\alpha = 0.356\rho_{\text{red}} + 0.130\rho_{\text{NIR}} + 0.373\rho_{\text{SWIR1}} + 0.072\rho_{\text{SWIR2}}, \quad (3)$$

from the Sentinel-2 water reflectance (ρ). To calculate evaporation over the dry season period only, we estimate the start and end dates from the rainfall data. The end of the dry season is taken as the date of the first day with rainfall exceeding 5 mm and followed by at least another rainfall exceeding 5 mm in the following 30 d. The start of the dry season is taken as the first day with rainfall below 5 mm and followed by 60 consecutive dry days.

4 Results

Over the whole study period, including the dry and the rainy season, the average water areas of the 42 lakes vary from 0.02 km^2 (Koankin) to 37.91 km^2 (Hagoundou) and average to 5.28 km^2 . We have found that 69 % of the lakes turned out to be temporary lakes. Height seasonal variations vary from 4.86 m for the Boura reservoir in Burkina Faso in 2018 to 0.28 m for Lake Hagoundou in Mali in 2017 and average to 1.94 m. Evaporation losses in the dry season show some spatial variability which follows a latitude gradient, with higher values in the north (with 7.04 mm d^{-1}) than in the south (with 4.12 mm d^{-1}) and average to 5.66 mm d^{-1} over the study period. The average albedo observed is 0.14, with a minimum value of 0.09 and a maximum value of 0.22.

4.1 The 5-year-averaged residuals water balance during the dry season

Of the 42 lakes studied, 37 have complete time series between 2016 and 2021 for which a 5-year-averaged residual water balance (Eq. 1) is estimated (Fig. 5 and Table 1). The 5-year-averaged residual water balance shows contrasting situations, with values ranging from gains of 9.71 mm d^{-1} to losses of -12.45 mm d^{-1} . In total, 24 lakes, of which 75.0 % are located in Burkina Faso, have a residual water balance below -1 mm d^{-1} . The central Burkina Faso (red zone in Fig. 5) contains only lakes with a negative residual water balance, of which 88.9 % have a highly negative residual water balance below -3 mm d^{-1} . In northern Burkina Faso and near the western Niger border (green zone in Fig. 5), 87.5 % of the lakes have a weak negative residual water balance, such as the Tibin reservoir illustrated previously (Fig. 4). Five lakes, all located in the Inner Niger Delta (blue zone in Fig. 5), have a positive residual water balance greater than 1 mm d^{-1} . Finally, eight lakes display a residual water balance close to zero. They are located near the Niger River in

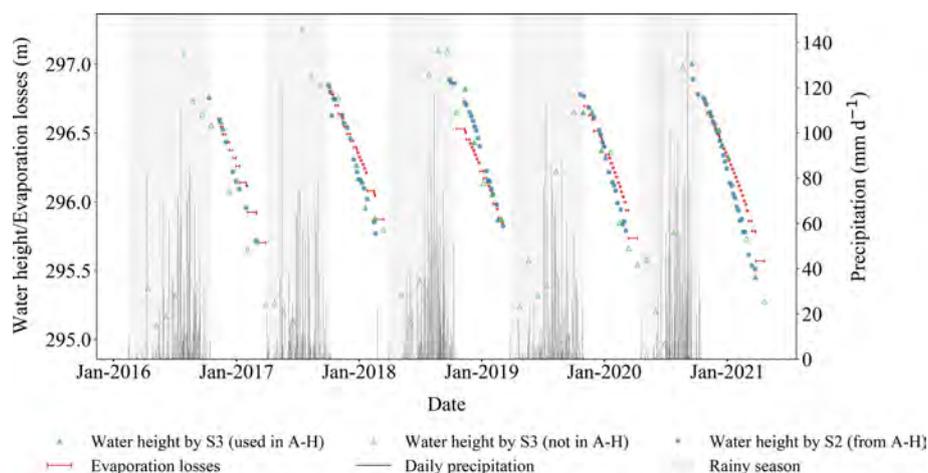


Figure 4. Water height time series from Sentinel-3 (S3) and Sentinel-2 (S2) data, along with the cumulated evaporation losses, daily rainfall and rainy season for Lake Tibin. The starting point to calculate evaporation losses is fixed to the water height at the first date in the dry season. The length of the red lines in the x axis corresponds to the time between two successive water height samples.

the Tillabéri region of Niger, in southern Mali on the border with Niger, and in the eastern part of the study area (orange zone in Fig. 5).

An example of water losses is given by a reservoir located in southern Burkina Faso (Manga in Table 1), close to the large lake of Bagré. The 2017–2018 dry season (Fig. 6) starts in late October 2017, when the lake water height is at 264.19 m, and ends in February, when the water height is 262.60 m (i.e. a variation of 1.58 m). The evaporation losses are about twice as small as the height decrease, meaning that a significant part of the water losses is not due to evaporation. The residual water balance for 2017–2018 is -8.54 mm d^{-1} and averages -8.28 mm d^{-1} over 5 years. False colour images during the dry season show that the lake is surrounded by irrigated fields, which occupy an area similar to the lake area. This suggests that most water losses are due to irrigation in this case (Fig. 7a and b).

The water supply behaviour (positive residual water balance) is illustrated by a lake located in the Inner Niger Delta, where the Niger river splits into multiple reaches (lake Bakafé in Table 1; Fig. 8a–c). The 2019–2020 dry season illustrates this case well (Fig. 9). Between October and May, water heights change from 262.14 to 260.92 m, resulting in a 1.22 m decrease. However, the maximum height is reached about 2 months after the start of the dry season, indicating that precipitation is not the main cause of lake filling. Visual analysis of the Sentinel-2 images shows a connection between the lake and the river network, which is flooded from late October onwards (as in Fig. 8c). Once the peak of the water height is reached, the lake empties approximately at the same rate as the estimated evaporation losses, since the two curves are parallel. The residual water balance for 2019–2020 is 2.03 mm d^{-1} and averages 1.63 mm d^{-1} over

the 5 years, which means that there is a regular dry season water inflow.

4.2 Interannual variability

The residual water balance can vary from year to year (Fig. 10), as a result of variability in anthropogenic management of resources, rainfall, length of the dry season, changes in inflow or outflow, etc. Overall, the lakes do not show any trend in the residual water balance throughout the study period. About half of the reservoirs in central Burkina Faso show greater losses in 2020–2021 than the other years. The standard deviation (SD) over 5 years has a minimum value of 0.27 mm d^{-1} (Lake N4) and a maximum value of 5.00 mm d^{-1} (Lake Yumban) and is equal to 1.86 mm d^{-1} on average over all lakes. In total, 29 waterbodies have a SD greater than 1 mm d^{-1} , and six lakes show a regime change switching between positive and negative values. The evaporation rate is quite constant over the 5 years for all lakes, and its maximum standard deviation is equal to 0.42 mm d^{-1} . The interannual water balance variability is sometimes caused by changes in dam functioning, like for the Gomde, a reservoir located in northern Burkina Faso. This reservoir was built to supply the water needed by a gold mine, which is located to the southeast of the reservoir (Fig. 11), similar to the Tibin reservoir, created in 2012 for the Bissa Gold Mine (Newall, 2012; Ba, 2012). The standard deviation of the residual water balance over the 5 years is equal to 2.10 mm d^{-1} , but the first 2 years show a residual water balance close to 0, while the last 3 years show important losses, with an average of -3.48 mm d^{-1} ; this is a drastic change which is seen also in the water height time series (Fig. 12). The maximum water height variation is obtained in 2020–2021 with 2.49 m, and the minimum is in 2016–2017 with 0.84 m.

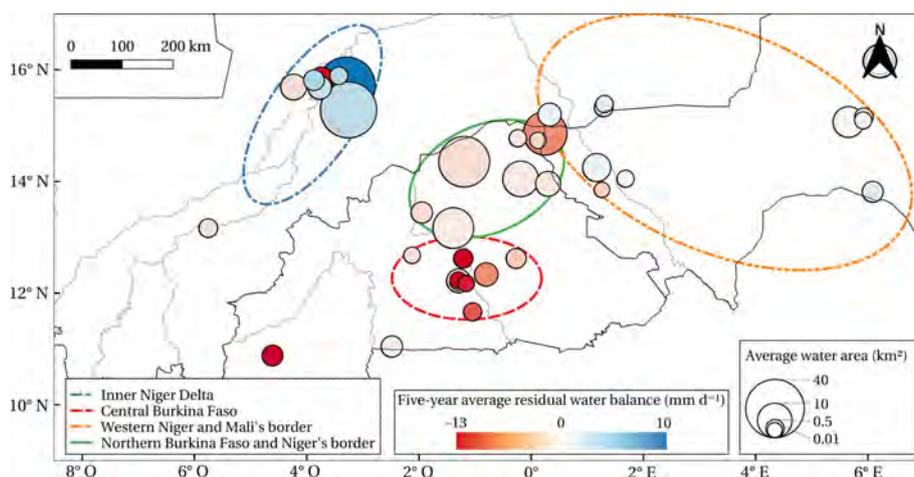


Figure 5. The 5-year-averaged residual water balance of each lake studied in central Sahel from 2016 to 2021. The circles representing the studied lakes have an area proportional to the lake average water area. Lakes with water supply and water loss behaviours appear in blue and red, respectively.

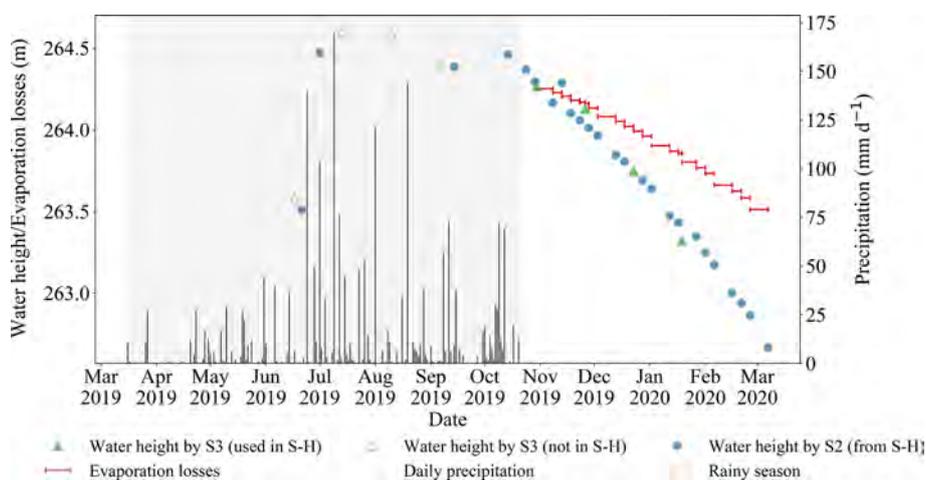


Figure 6. Water height time series (in blue and green) for a lake with water loss behaviour (Manga), along with the cumulated evaporation losses (in red), daily rainfall (in black), and rainy season (in grey).

5 Discussion

The combination of altimetry, the time series of optical images, and evaporation modelling reveals a large variety of situations and different hydrological regimes. The studied lakes are located in diverse environments. For instance, they can be surrounded by bare or vegetated areas (rainfed crops, irrigated crops, and natural vegetation) and by soils with different hydraulic characteristics (sandy, loamy, and rocky soils). Lakes also differ in terms of their characteristics, such as whether they are open water or harbouring dense aquatic vegetation, if there are trees growing in the flooded areas, or if the water is clear or extremely turbid, which is associated with very high water albedo. This complexity results in uncertainties in water detection by MNDWI thresholding calculation (Eq. 2), which impact the water regime calculation

(Eq. 1). First, aquatic vegetation leads to radiometric variability in the water pixels, which makes it difficult to use automatic algorithms for water detection. Moreover, lakes drying up may also affect classification. These water detection difficulties were recently pointed out by Reis et al. (2021), and in the same vein, Ogilvie et al. (2018) showed that, in central Tunisia, the Global Surface Water dataset (Pekel et al., 2016) had an omission error rate of 41 % on shallow lakes, mostly due to pixels with vegetation or algae. Moreover, the albedo values (Table 1) highlight the diversity of water colour, with values ranging from 0.09 for dark clear surface water to 0.22 for bright turbid surface water, which is higher than the albedo values generally found in lake studies. McMahon et al. (2013), for instance, suggest a default value of albedo of 0.08 to compute the evaporation of open water.

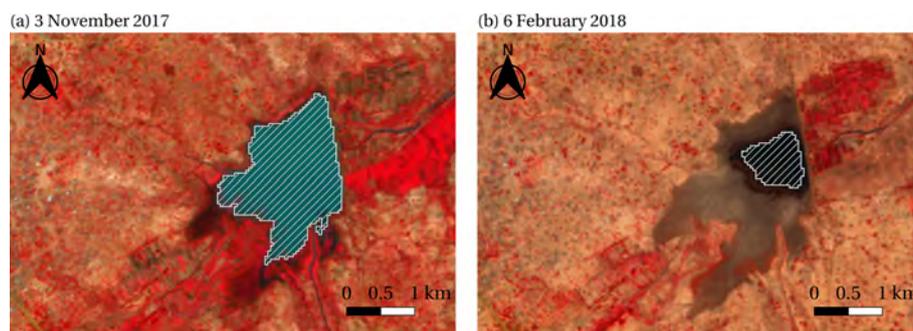


Figure 7. Sentinel-2 false colour images (NIR, red, and green) of the Manga reservoir surroundings, with the lake contours (in white) obtained by thresholding of the MNDWI on (a) 3 November 2017 and (b) 6 February 2018. Active vegetation appears in red.

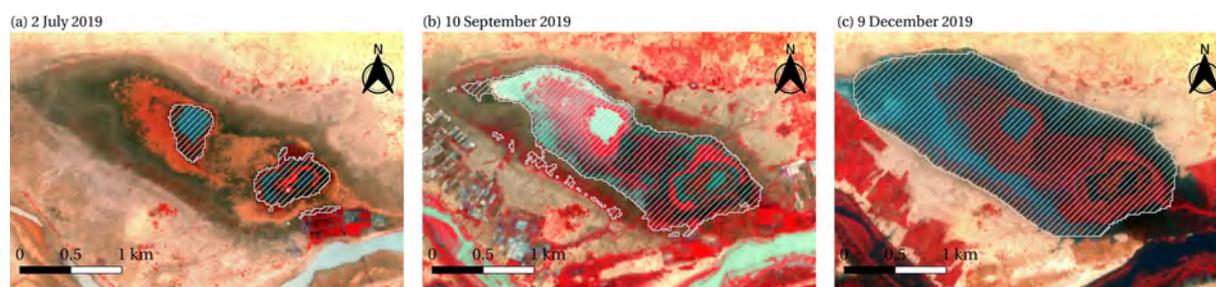


Figure 8. Sentinel-2 false colour images (NIR, red, and green) of lake Bakafé surroundings, with the lake contours (in white) obtained by thresholding on the MNDWI at (a) 2 July 2019, (b) 10 September 2019, and (c) 9 December 2019.

This variability challenges the determination of an optimum MNDWI threshold. In this work, the threshold is chosen ad hoc for each lake (Sect. 3.3), as recommended by Reis et al. (2021), and a constant threshold throughout the study period proved to be efficient for our study. However, the method developed here is not very sensitive to systematic errors in waterbody surface area detection. Given that water areas are only used to estimate water heights via the A-H curve, systematic errors in water area detection will not affect the final height estimation. For example, systematically missing a part of the lake in the water area detection (truncation) will modify the absolute water area values in the A-H curve but will not change the water height values. This situation is encountered for some lakes without a well identified connection to a river or with another lake or lakes that overflow, for example, downstream of a dam. Despite this, water area classification remains a source of error in the calculation of the residual water balance, occasionally creating outliers in the water area time series. A close inspection of these cases points to the misclassification of aquatic vegetation for some images. As a result, 19 lakes under the altimeter tracks could not be included in the study because non-systematic detection problems in water areas made the time series too noisy.

In addition, several other lakes were discarded because of noisy or inaccurate water height time series. This is caused by the radar altimeter resolution along-track of 300 m that only allows the detection of lakes larger than or similar to

its resolution. Sometimes, we do not have enough data to construct the A-H curve, even for lakes below the track. For some cases, this is due to the fact that certain lakes are dry for the most part of the time span. For other few cases, the retracking algorithm, which was designed for ice surfaces (Crétau et al., 2018), does not provide consistent water heights. Moreover, other water-like sources in the altimeter footprint sometimes contaminate the signal (Jiang et al., 2020), which is possible due to the across-track resolution of 1.64 km and shifting of the track up to 1 km. The different filtering processes allow for the elimination of remaining outliers. All the different filtering processes allowed us to reduce the errors in the final water height time series. The RMSE value obtained by comparing to in situ data are considerably lower than the value of 0.67 m reported by Normandin et al. (2018, Table S5).

The seasonal amplitude, averaged over the period 2015–2021 for all lakes, ranges between 0.89 and 3.23 m, with a median value of 2.06 m. This is higher than the values reported by Cooley et al. (2021), who estimated water height amplitudes over 127 lakes in the Niger basin to range between 1.49 and 1.71 m (median 1.60 m), using 2 years of ICESat-2 data. The temporal resolution of the ICESat-2 time series of about 91 d may miss the maximum and minimum heights of most lakes, even if the larger lakes may cross several ICESat-2 tracks, pointing to the importance of having a finer temporal resolution. In addition, our study samples a

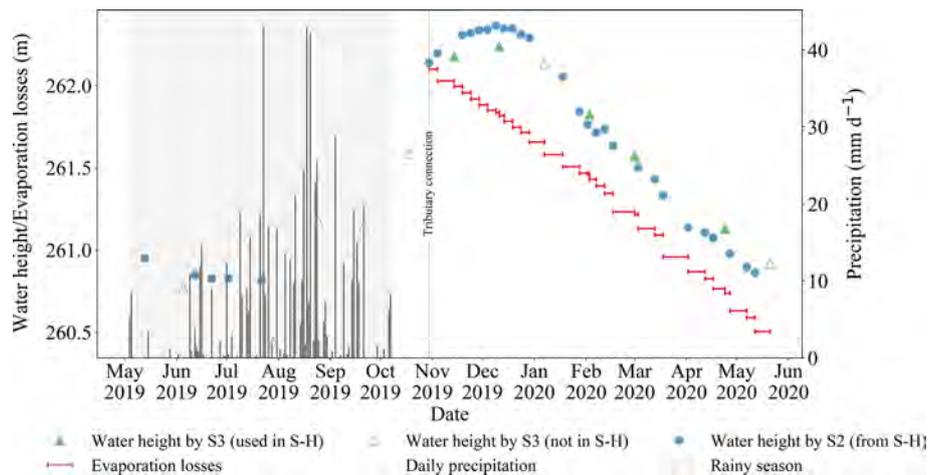


Figure 9. Water height time series (in blue and green) for a lake with water supply behaviour (Bakafé), along with the cumulated evaporation losses (in red), daily rainfall (in black), and rainy season (in grey).

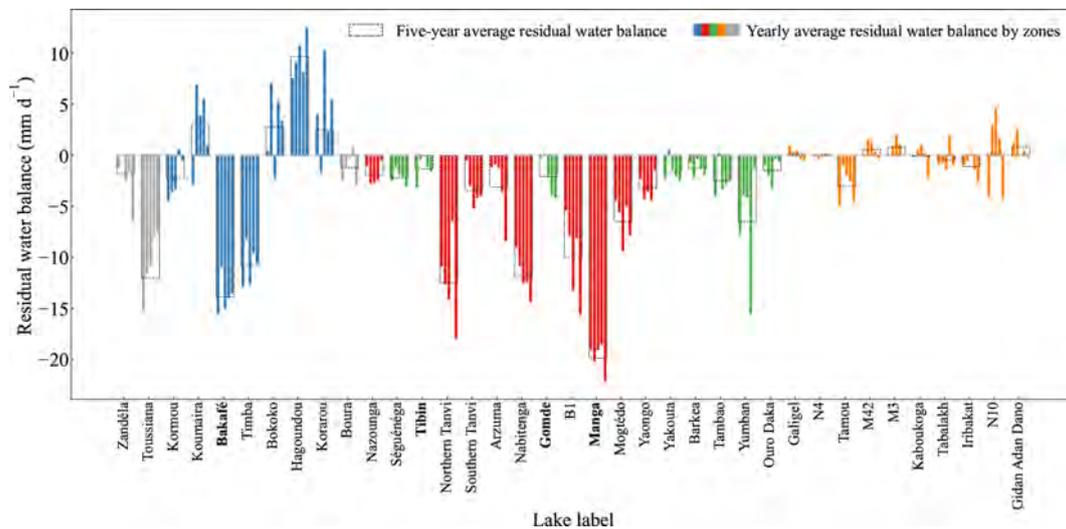


Figure 10. Yearly average of lake residual water balance from 2016 to 2021. Coloured zones are defined in Figs. 1 and 5, and unclassified lakes are represented in grey. The labels on the x axis in bold correspond to the lakes illustrated in this study.

larger variety of hydrological behaviours and analyses lakes that are not found in the global database employed by Cooley et al. (2021) and other global studies. This differences in the medians could also lie in the margin of error for both satellites.

Evaporation is an important term for the lake water balance. We have compared the results obtained with the Penman–Monteith method with the evaporation derived from pan observations available for the Boura reservoir and with the GLEV method. Multi-annual averages, from 2012 to 2014, were equal to 5.33 mm d^{-1} by our estimation, 5.40 mm d^{-1} by derived evaporation (Fowe et al., 2015), and 5.38 mm d^{-1} by GLEV (Zhao et al., 2022). Evaporation differences by these three methods are lower than an evapo-

ration uncertainty of $\pm 1 \text{ mm d}^{-1}$ considered by Gal et al. (2016) for the Penman method.

Finally, the calculation of the dry season annual residual water balance is impacted by the first and last data at the beginning and end of the dry season. A correct estimation of these values is therefore important, otherwise some fluxes may be overseen, such as early dry season filling by rivers. Overall, we consider that the residual water balance variations above 1 mm d^{-1} are unlikely to be caused by errors but rather indicate water inflows in the dry season, whereas a residual water balance below -1 mm d^{-1} would point towards water losses.

The 5-year-averaged residual water balance shows consistent spatial patterns. In the Inner Niger Delta, waterbodies predominantly show a water supply behaviour. Indeed, in this

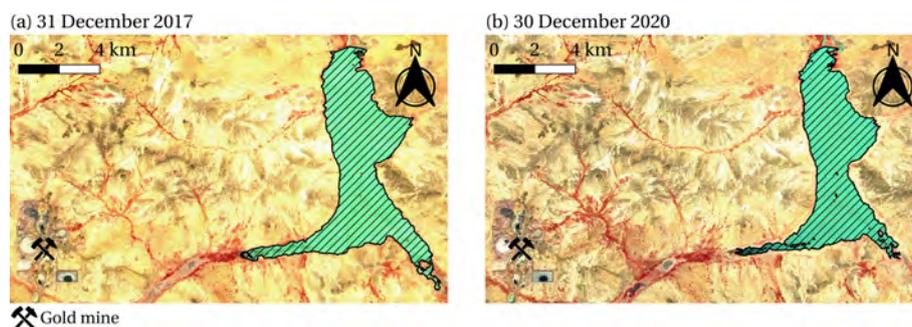


Figure 11. Sentinel-2 false colour images (NIR, red, and green) of the Gomde reservoir surroundings, with the lake contours obtained by thresholding of the MNDWI on (a) 31 December 2017 and (b) 30 December 2020.

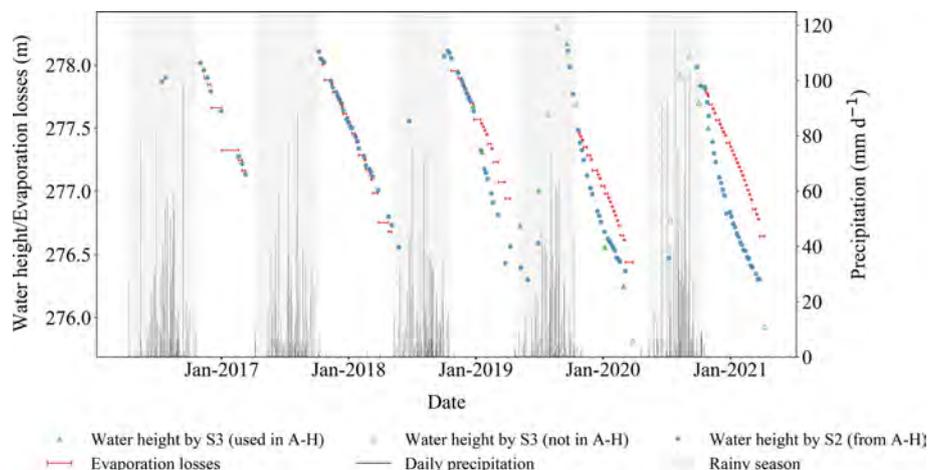


Figure 12. Water height time series from Sentinel-3 (S3) and Sentinel-2 (S2) data, along with the cumulative evaporation losses, daily rainfall, and rainy season for Gomde lake. The starting point for calculating evaporation losses is fixed to the water height at the first date in the dry season. The length of the red lines in the x axis corresponds to the time between two successive water height samples.

area, lakes are connected to the river network, and they are initially filled by rainfall and then to a greater extent by river waters coming from the Upper Niger watershed, causing dry season flooding of the delta (Olivry, 1995). Sometimes two processes successively dominate a lake water regime, such as water supply at the beginning of the dry season and water loss afterwards. Lakes in the eastern part of the study region (from about 0° E) show a weak positive residual water balance. Even if these low values are below the uncertainty that we estimate, limited water supply during the dry season would be in line with the water supplied by groundwater in this region (Favreau et al., 2009). In Burkina Faso, and more importantly in the centre, a water loss signal prevails. These observations are in line with Fowe et al. (2015) and Venot and Krishnan (2011), who show that the variations in the small reservoirs in this region are due to water withdrawn for small-scale irrigation, which is usually detected by the growth of surrounding crops during the dry season. Exchanges with groundwater (Sophocleous, 2002) could also lead to losses due to infiltration through the lake bottom. This is more likely to occur at

the beginning of the dry season, when lakes area have expanded and banks are flooded, whereas later on water losses are less significant because lake bottoms are usually silted. Further north in Burkina Faso, near the border with Mali and Niger, waterbodies show little or no residual water balance loss, which is consistent with limited anthropogenic actions over these reservoirs. The fact that several reservoirs in this area show residual water balance close to zero moderates the conclusions of Cooley et al. (2021) on the substantial influence exerted by humans on surface water storage variability. Our results show very different regimes within the same catchment, so it is complicated to apply variations at a catchment scale to lakes within that catchment.

The reservoirs in our study area are sometimes reported to have low performance (Venot and Cecchi, 2011), mainly due to the limited funding and human resources put into reservoir management (Frenken, 2005). Some of these reservoirs were built for gold mining, so the absence of anthropogenic withdrawals may seem inconsistent. However, this area suffers from serious security issues. Since 2015, the number of

armed conflicts has been increasing, and these conflicts are now spreading to the whole region. Discussions with colleagues in Burkina Faso (Jean-Marie Dipama, personal communication, 2021) and headlines in the local press lead to the hypothesis that part of the population living near these reservoirs has moved to avoid conflicts, leaving reservoirs with fewer personnel and limited irrigation projects. Another example of the possible impact of conflicts in this area is the Gomde reservoir, which shows a significant change in the residual water balance after 2018 (close to 0 before 2018 and significantly negative afterwards). In this case, attacks by armed groups interested in the gold mines (Assanvo et al., 2019) are the probable cause of damages to the dikes, leading to dam leakage since 2019.

This study illustrates the potential of recent remote sensing sensors to explore the hydrological behaviour of lakes in semi-arid areas. Although it is not yet possible to identify and quantify all fluxes, the residual water balance approach provides very valuable information on surface water resources at the regional scale. The spatiotemporal resolution of current satellites allows monitoring of small waterbodies. The methodology developed here, based on freely available data and tools, is easily transposable to other regions with similar climate. Currently, the water balance estimation is restricted to lakes below the altimeter tracks, which may be around 1% or less of the total number of lakes in this region. For example, of the 1650 reservoirs analysed by Cecchi et al. (2009) in Burkina Faso, only 21 are surveyed in this study. Only one among the lakes studied is found in the DAHITI database and none in the Hydroweb and G-REALM databases, and all three are usually employed in global studies. A common approach to address waterbodies for which water level estimations are not available is to assume that, in similar geological situations, their shapes are not very different (Cooley et al., 2021; Hou et al., 2022). For the method developed here, it is, however, essential to derive A-H curves for each lake, since applying a general one for all waterbodies in our study region would result in misleading quantification of water fluxes. With the arrival of the Surface Water and Ocean Topography (SWOT) mission, which was launched at the end of 2022, the number of lakes that can be monitored to assess water height changes will greatly increase (Grippa et al., 2019).

6 Conclusions

In this study, a method to estimate the hydrological regime of 37 small waterbodies from 0.04 to 37.91 km² in central Sahel was proposed, based on remote sensing data from 2016 to 2021. The method combines Sentinel-3 and Sentinel-2 for the water height and water area, respectively, with meteorological variables from ERA5 and ancillary data from multiple sensors. A dry season water balance is estimated over 5 years for each lake by comparing evaporation and wa-

ter height changes which characterize the lake hydrological regime. This method allows for a large-scale study of many ungauged waterbodies, including small ones and lakes with aquatic vegetation cover that are frequently overlooked in large-scale studies. Lakes showing dry season water losses (where water depletion is greater than evaporation) were mainly found in central Burkina Faso. This behaviour also concerns lakes in the north of the country but to a lesser extent. In the Inner Niger Delta, lakes mostly show dry season water supply, caused by water inflow from multiple river networks during flooding of the delta, and filling of the lakes generally at the start of the dry season. Other lakes display a balanced behaviour, where water height closely follows the evaporation rate. The limited water supply observed for lakes in Niger may be caused by exchanges with groundwater, which has been observed in this region. Interannual variations in the lake hydrological regimes have been observed, with some significant changes attributed to changes in the anthropogenic use of water resources.

Data availability. The Sentinel-2 MultiSpectral Instrument (MSI) data are available from Google Earth Engine (GEE; Gorelick et al., 2017) through the Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-1C collection (https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_S2, European Union, ESA, and Copernicus, 2023). The Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter (SRAL) data and the Altimetric Time Series Software (AltIS; Frappart et al., 2021) are obtained from the Centre de Topographie des Océans et de l'Hydrosphère (CTOH; <http://ctoh.legos.obs-mip.fr/>, CTOH, 2021). Meteorological data are obtained from the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) of the Copernicus Climate Change Service (C3S) through the ERA5 reanalysis hourly data on single levels from 1959 to present database (Hersbach et al., 2018). The results contain modified Copernicus Sentinel and C3S information (2022). Precipitation is available on GEE through the Global Precipitation Measurement (GPM)v6 collection (Huffman et al., 2019, <https://doi.org/10.5067/GPM/IMERG/3B-HH/06>). Evaporation rate data are retrieved from the Global Lake Evaporation Volume dataset (GLEV; Zhao et al., 2022; <https://doi.org/10.5281/zenodo.4646621>; Zhao, 2021) and from Fowe et al. (2015).

Supplement. The supplement related to this article is available online at: <https://doi.org/10.5194/hess-27-2189-2023-supplement>.

Author contributions. The conceptualization, formal analysis, investigation, methodology, validation, visualization, and writing of this study was conducted by all authors (MdF, LK, and MG). MdF was also in charge of programming, implementation, and testing of the methods. Funding and resources were acquired by MG and LK. This study was conducted under the supervision of MG and LK. All authors reviewed and edited the paper.

Competing interests. The contact author has declared that none of the authors has any competing interests.

Disclaimer. Neither the European Commission nor ECMWF is responsible for any use that may be made of the Copernicus information or data it contains.

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

Acknowledgements. We acknowledge Frédéric Frappart and Fabien Blarel for their involvement in the processing of data through the AITis software, Jean-François Crétaux for advice on the area-height curve derivation, and Félix Girard for discussion of our water detection and altimetry methods. We thank Hedwige Nikiema and Jean-Marie Dipama for their information on the region and lakes and Yasmin Fitts for her valuable proofreading of the paper. We also thank the Direction Générale des Ressources en Eau (DGRE), Burkina Faso, Tazen Fowe, and Roland O. Yonaba for making their data available for validation. Finally, we acknowledge the referees of this paper for their detailed and attentive review and their valuable comments and suggestions.

Financial support. This research has been supported by the Centre National d'Etudes Spatiales (APR SPLASH).

Review statement. This paper was edited by Pieter van der Zaag and reviewed by two anonymous referees.

References

- Abdourhamane Touré, A., Tidjani, A., Guillon, R., Rajot, J. L., Petit, C., Garba, Z., and Sebag, D.: Teneur en matières en suspension des lacs sahéliens en liaison avec les variations piézométrique et pluviométrique: cas des lacs Bangou Kirey et Bangou Bi, Sud-Ouest Niger, *Afrique Science*, 12, 384–392, 2016.
- Andam-Akorful, S. A., Ferreira, V. G., Ndehedehe, C. E., and Quaye-Ballard, J. A.: An investigation into the freshwater variability in West Africa during 1979–2010, *Int. J. Climatol.*, 37, 333–349, <https://doi.org/10.1002/joc.5006>, 2017.
- Arsen, A., Crétaux, J.-F., Berge-Nguyen, M., and Del Rio, R. A.: Remote Sensing-Derived Bathymetry of Lake Poopó, *Remote Sens.*, 6, 407–420, <https://doi.org/10.3390/rs6010407>, 2013.
- Assanvo, W., Dakono, B., Théroux-Bénoni, L. A., and Maïga I.: Extrémisme violent, criminalité organisée et conflits locaux dans le Liptako-Gourma, Report, Institut d'Etudes de Sécurité, 28 pp., <https://issafrica.s3.amazonaws.com/site/uploads/war-26-fr.pdf> (last access: 22 September 2022), 2019.
- Avisse, N., Tilmant, A., Müller, M. F., and Zhang, H.: Monitoring small reservoirs' storage with satellite remote sensing in inaccessible areas, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 21, 6445–6459, <https://doi.org/10.5194/hess-21-6445-2017>, 2017.
- Ba, M.: Diagnostic environnemental d'un site minier en construction : cas de la mine d'or Bissa Gold, MS thesis, International Institute for Water and Environmental Engineering, 59 pp., http://documentation.2ie-edu.org/cdi2ie/opac_css/doc_num.php?explnum_id=177 (last access: 22 September 2022), 2012.
- Baup, F., Frappart, F., and Maubant, J.: Combining high-resolution satellite images and altimetry to estimate the volume of small lakes, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 18, 2007–2020, <https://doi.org/10.5194/hess-18-2007-2014>, 2014.
- Birkett, C. M.: Radar altimetry: A new concept in monitoring lake level changes, *Eos Trans. Am. Geophys. Union*, 75, 273–275, <https://doi.org/10.1029/94EO00944>, 1994.
- Birkett, C. M., Reynolds, C., Beckley, B. D., and Doorn, B.: From Research to Operations: The USDA Global Reservoir and Lake Monitor, in: *Coastal Altimetry*, Chap. 2, edited by: Vignudelli, S., Kostianoy, A., Cipollini, P., Benveniste, J., Springer, Berlin, Heidelberg, https://doi.org/10.1007/978-3-642-12796-0_2, 2010.
- Birkett, C. M., Ricko, M., Beckley, B. D., Yang, X., and Tetrault, R. L.: G-REALM: A lake/reservoir monitoring tool for drought monitoring and water resources management, in: *American Geophysical Union Fall Meeting*, 12 December 2017, New-Orleans, Louisiana, USA, <https://agu.confex.com/agu/fm17/meetingapp.cgi/Paper/209563> (last access: 24 September 2022), 2017.
- Busker, T., de Roo, A., Gelati, E., Schwatke, C., Adamovic, M., Bisselink, B., Pekel, J.-F., and Cottam, A.: A global lake and reservoir volume analysis using a surface water dataset and satellite altimetry, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 23, 669–690, <https://doi.org/10.5194/hess-23-669-2019>, 2019.
- Cecchi, P.: Qualité des eaux et risques sanitaires associés aux lacs et réservoirs du Burkina Faso: opération FasoTour 2014, Mission Report, IRD, 35 pp., https://horizon.documentation.ird.fr/exl-doc/pleins_textes/divers16-01/010065652.pdf (last access: 22 September 2022), 2014.
- Cecchi, P., Meunier-Nikiema, A., Moiroux, N., and Sanou, B.: Towards an Atlas of Lakes and Reservoirs in Burkina Faso, Small reservoirs toolkit, IWMI, Colombo, Sri Lanka, https://horizon.documentation.ird.fr/exl-doc/pleins_textes/divers16-05/010046819.pdf (last access: 22 September 2022), 2009.
- Coolley, S. W., Ryan, J. C., and Smith, L. C.: Human alteration of global surface water storage variability, *Nature*, 591, 78–81, <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03262-3>, 2021.
- Cordeiro, M. C. R., Martinez, J.-M., and Peña-Luque, S.: Automatic water detection from multidimensional hierarchical clustering for Sentinel-2 images and a comparison with Level 2A processors, *Remote Sens. Environ.*, 253, 112209, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112209>, 2021.
- Crétaux, J.-F., Arsen, A., Calmant, S., Kouraev, A., Vuglinski, V., Bergé-Nguyen, M., Gennero, M.-C., Nino, F., Abarca Del Rio, R., Cazenave, A., and Maisongrande, P.: SOLS: A lake database to monitor in the Near Real Time water level and storage variations from remote sensing data, *Adv. Space Res.*, 47, 1497–1507, <https://doi.org/10.1016/j.asr.2011.01.004>, 2011.
- Crétaux, J.-F., Abarca-del-Río, R., Bergé-Nguyen, M., Arsen, A., Drolon, V., Clos, G., and Maisongrande, P.: Lake Volume Monitoring from Space, *Surv. Geophys.*, 37, 269–305, <https://doi.org/10.1007/s10712-016-9362-6>, 2016.

- Crétaux, J.-F., Bergé-Nguyen, M., Calmant, S., Jamangulova, N., Satylkanov, R., Lyard, F., Perosanz, F., Verron, J., Samine Montazem, A., Le Guilcher, G., Leroux, D., Barrie, J., Maisongrande, P., and Bonnefond, P.: Absolute Calibration or Validation of the Altimeters on the Sentinel-3A and the Jason-3 over Lake Issykkul (Kyrgyzstan), *Remote Sens.*, 10, 1679, <https://doi.org/10.3390/rs10111679>, 2018.
- CTOH – Center of Topographic studies of the Ocean and Hydrosphere: <http://ctoh.legos.obs-mip.fr/> (last access: 19 November 2021), 2021.
- DeVries, B., Huang, C., Lang, M. W., Jones, J. W., Huang, W., Creed, I. F., and Carroll, M. L.: Automated Quantification of Surface Water Inundation in Wetlands Using Optical Satellite Imagery, *Remote Sens.*, 9, 807, <https://doi.org/10.3390/rs9080807>, 2017.
- Douxchamps, S., Ayantunde, A., and Barron, J.: Taking stock of forty years of agricultural water management interventions in smallholder systems of Burkina Faso, *Water Resour. Rural Dev.*, 3, 1–13, <https://doi.org/10.1016/j.wrr.2013.12.001>, 2014.
- European Union, ESA, and Copernicus: Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-1C, European Union, ESA, and Copernicus [data set], https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_S2, (last access: 22 September 2022), 2015.
- Favreau, G., Cappelaere, B., Massuel, S., Leblanc, M., Boucher, M., Boulain, N., and Leduc, C.: Land clearing, climate variability, and water resources increase in semiarid southwest Niger: A review, *Water Resour. Res.*, 45, W00A16, <https://doi.org/10.1029/2007WR006785>, 2009.
- Fowe, T., Karambiri, H., Paturel, J.-E., Poussin, J.-C., and Cecchi, P.: Water balance of small reservoirs in the Volta basin: A case study of Boura reservoir in Burkina Faso, *Agr. Water Manage.*, 152, 99–109, <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2015.01.006>, 2015.
- Frappart, F., Hiernaux, P., Guichard, F., Mougin, E., Kergoat, L., Arjounin, M., Lavenu, F., Koité, M., Paturel, J.-E., and Lebel, T.: Rainfall regime across the Sahel band in the Gourma region, Mali, *J. Hydrol.*, 375, 128–142, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.03.007>, 2009.
- Frappart, F., Blarel, F., Fayad, I., Bergé-Nguyen, M., Crétaux, J.-F., Shu, S., Schrengenberger, J., and Baghdadi, N.: Evaluation of the Performances of Radar and Lidar Altimetry Missions for Water Level Retrievals in Mountainous Environment: The Case of the Swiss Lakes, *Remote Sens.*, 13, 2196, <https://doi.org/10.3390/rs13112196>, 2021.
- Frenken, K.: Irrigation in Africa in figures, AQUASTAT survey – 2005, Food and Agriculture Organization of the United Nations Water Reports, 29, 649 pp., https://www.researchgate.net/profile/Karen-Frenken/publication/235704388_Irrigation_in_Africa_in_figures_AQUASTAT_survey_2005/links/554f6bb708ae956a5d245b31/Irrigation-in-Africa-in-figures-AQUASTAT-survey-2005.pdf (last access: 22 September 2022), 2005.
- Gal, L., Grippa, M., Hiernaux, P., Peugeot, C., Mougin, E., and Kergoat, L.: Changes in lakes water volume and runoff over ungauged Sahelian watersheds, *J. Hydrol.*, 540, 1176–1188, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.07.035>, 2016.
- Gao, H., Birkett, C. M., and Lettenmaier, D. P.: Global monitoring of large reservoir storage from satellite remote sensing, *Water Resour. Res.*, 48, W09504, <https://doi.org/10.1029/2012WR012063>, 2012.
- Gardelle, J., Hiernaux, P., Kergoat, L., and Grippa, M.: Less rain, more water in ponds: a remote sensing study of the dynamics of surface waters from 1950 to present in pastoral Sahel (Gourma region, Mali), *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 14, 309–324, <https://doi.org/10.5194/hess-14-309-2010>, 2010.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., and Moore, R.: Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone, *Remote Sens. Environ.*, 202, 18–27, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>, 2017.
- Gourgouletis, N., Bariamis, G., Anagnostou, M. N., and Baltas, E.: Estimating Reservoir Storage Variations by Combining Sentinel-2 and 3 Measurements in the Yliki Reservoir, Greece, *Remote Sens.*, 14, 1860, <https://doi.org/10.3390/rs14081860>, 2022.
- G-REALM – Global Reservoir And Lakes Monitor: https://ipad.fas.usda.gov/cropexplorer/global_reservoir/Default.aspx (last access: 24 October 2022), 2022.
- Grippa, M., Rouzies, C., Biancamaria, S., Blumstein, D., Crétaux, J.-F., Gal, L., Robert, E., Gosset, M., and Kergoat, L.: Potential of SWOT for Monitoring Water Volumes in Sahelian Ponds and Lakes, *IEEE J. Select. Top. Appl.*, 12, 2541–2549, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2901434>, 2019.
- Haas, E. M., Bartholomé, E., and Combal, B.: Time series analysis of optical remote sensing data for the mapping of temporary surface water bodies in sub-Saharan western Africa, *J. Hydrol.*, 370, 52–63, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.02.052>, 2009.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Biavati, G., Horányi, A., Muñoz Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Rozum, I., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Dee, D., and Thépaut, J.-N.: ERA5 hourly data on single levels from 1959 to present, Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS) [data set], <https://doi.org/10.24381/cds.adbb2d47>, 2018.
- Hou, J., van Dijk, A. I. J. M., Beck, H. E., Renzullo, L. J., and Wada, Y.: Remotely sensed reservoir water storage dynamics (1984–2015) and the influence of climate variability and management at a global scale, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 26, 3785–3803, <https://doi.org/10.5194/hess-26-3785-2022>, 2022.
- Huffman, G. J., Stocker, E. F., Bolvin, D. T., Nelkin, E. J., and Tan, J.: Global Precipitation Measurement, GPM IMERG Final Precipitation L3 Half Hourly 0.1 degree × 0.1 degree V06, Greenbelt, MD, Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC) [data set], <https://doi.org/10.5067/GPM/IMERG/3B-HH/06>, 2019.
- Ji, L., Zhang, L., and Wylie, B.: Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index, *Photogram. Eng. Rem. Sens.*, 75, 1307–1317, <https://doi.org/10.14358/PERS.75.11.1307>, 2009.
- Jiang, L., Nielsen, K., Dinardo, S., Andersen, O. B., and Bauer-Gottwein, P.: Evaluation of Sentinel-3 SRAL SAR altimetry over Chinese rivers, *Remote Sens. Environ.*, 237, 111546, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111546>, 2020.
- Kittel, C. M. M., Jiang, L., Tøttrup, C., and Bauer-Gottwein, P.: Sentinel-3 radar altimetry for river monitoring – a catchment-scale evaluation of satellite water surface elevation from Sentinel-3A and Sentinel-3B, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 25, 333–357, <https://doi.org/10.5194/hess-25-333-2021>, 2021.

- Messenger, M. L., Lehner, B., Grill, G., Nedeva, I., and Schmitt, O.: Estimating the volume and age of water stored in global lakes using a geo-statistical approach, *Nat. Commun.*, 7, 13603, <https://doi.org/10.1038/ncomms13603>, 2016.
- McMahon, T. A., Peel, M. C., Lowe, L., Srikanthan, R., and McVicar, T. R.: Estimating actual, potential, reference crop and pan evaporation using standard meteorological data: a pragmatic synthesis, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 17, 1331–1363, <https://doi.org/10.5194/hess-17-1331-2013>, 2013.
- Morris, C. S. and Gill, S. K.: Evaluation of the TOPEX/POSEIDON altimeter system over the Great Lakes, *J. Geophys. Res.-Oceans*, 99, 24527–24539, <https://doi.org/10.1029/94JC01642>, 1994.
- Naegeli, K., Damm, A., Huss, M., Wulf, H., Schaepman, M., and Hoelzle, M.: Cross-Comparison of Albedo Products for Glacier Surfaces Derived from Airborne and Satellite (Sentinel-2 and Landsat 8) Optical Data, *Remote Sens.*, 9, 110, <https://doi.org/10.3390/rs9020110>, 2017.
- Newall, P.: High River Gold Mines LTD, The Bissa Asset, Tech. Report, Wardell Armstrong, Burkina Faso, 200 pp., https://www.miningdataonline.com/reports/Bissa_2012_TR.pdf (last access: 22 September 2022), 2012.
- Normandin, C., Frappart, F., Diepkilé, A. T., Marieu, V., Mougou, E., Blarel, F., Lubac, B., Braquet, N., and Ba, A.: Evolution of the Performances of Radar Altimetry Missions from ERS-2 to Sentinel-3A over the Inner Niger Delta, *Remote Sens.*, 10, 833, <https://doi.org/10.3390/rs10060833>, 2018.
- Ogilvie, A., Belaud, G., Massuel, S., Mulligan, M., Le Goulven, P., and Calvez, R.: Surface water monitoring in small water bodies: potential and limits of multi-sensor Landsat time series, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 22, 4349–4380, <https://doi.org/10.5194/hess-22-4349-2018>, 2018.
- Olivry, J.-C.: Fonctionnement hydrologique de la Cuvette Lacustre du Niger et essai de modélisation de l'inondation du Delta intérieur, in: Grands bassins fluviaux périatlantiques: Congo, Niger, Amazone (Colloques et Séminaires), edited by: Olivry J.-C. and Boulègue J., ORSTOM Editions, Paris, France, 267–280, https://horizon.documentation.ird.fr/exl-doc/pleins_textes/pleins_textes_6/colloques2/42682.pdf (last access: 22 September 2022), 1995.
- Panthou, G., Lebel, T., Vischel, T., Quantin, G., Sane, Y., Ba, A., Ndiaye, O., Diongue-Niang, A., and Diopkane, M.: Rainfall intensification in tropical semi-arid regions: the Sahelian case, *Environ. Res. Lett.*, 13, 064013, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aac334>, 2018.
- Papa, F., Crétaux, J.-F., Grippa, M., Robert, E., Trigg, M., Tshimanga, R. M., Kitambo, B., Paris, A., Carr, A., Fleischmann, A. S., de Fleury, M., Gbetkom, P. G., Calmettes, B., and Calmant, S.: Water Resources in Africa under Global Change: Monitoring Surface Waters from Space, *Surv. Geophys.*, 44, 43–93, <https://doi.org/10.1007/s10712-022-09700-9>, 2023.
- Pekel, J.-F., Cottam, A., Gorelick, N., and Belward, A. S.: High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes, *Nature*, 540, 418–422, <https://doi.org/10.1038/nature20584>, 2016.
- Penman, H. L. and Keen, B. A.: Natural evaporation from open water, bare soil and grass, *P. Roy. Soc. Lond. A*, 193, 120–145, <https://doi.org/10.1098/rspa.1948.0037>, 1948.
- Pham-Duc, B., Sylvestre, F., Papa, F., Frappart, F., Bouchez, C., and Crétaux, J.-F.: The Lake Chad hydrology under current climate change, *Sci. Rep.-UK*, 10, 5498, <https://doi.org/10.1038/s41598-020-62417-w>, 2020.
- Reis, L. G. de M., Souza, W. de O., Ribeiro Neto, A., Fragoso, C. R., Ruiz-Armenteros, A. M., Cabral, J. J. da S. P., and Montenegro, S. M. G. L.: Uncertainties Involved in the Use of Thresholds for the Detection of Water Bodies in Multitemporal Analysis from Landsat-8 and Sentinel-2 Images, *Sensors*, 21, 7494, <https://doi.org/10.3390/s21227494>, 2021.
- Robert, E., Kergoat, L., Soumaguel, N., Merlet, S., Martinez, J.-M., Diawara, M., and Grippa, M.: Analysis of Suspended Particulate Matter and Its Drivers in Sahelian Ponds and Lakes by Remote Sensing (Landsat and MODIS): Gourma Region, Mali, *Remote Sens.*, 9, 1272, <https://doi.org/10.3390/rs9121272>, 2017.
- Sally, H., Lévyte, H., and Cour, J.: Local Water Management of Small Reservoirs: Lessons from Two Case Studies in Burkina Faso, *Water Altern.*, 4, 365–382, 2011.
- Schwatke, C., Dettmering, D., Bosch, W., and Seitz, F.: DAHITI – an innovative approach for estimating water level time series over inland waters using multi-mission satellite altimetry, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19, 4345–4364, <https://doi.org/10.5194/hess-19-4345-2015>, 2015.
- Schwatke, C., Dettmering, D., and Seitz, F.: Volume Variations of Small Inland Water Bodies from a Combination of Satellite Altimetry and Optical Imagery, *Remote Sens.*, 12, 1606, <https://doi.org/10.3390/rs12101606>, 2020.
- Shu, S., Liu, H., Beck, R. A., Frappart, F., Korhonen, J., Xu, M., Yang, B., Hinkel, K. M., Huang, Y., and Yu, B.: Analysis of Sentinel-3 SAR altimetry waveform retracking algorithms for deriving temporally consistent water levels over ice-covered lakes, *Remote Sens. Environ.*, 239, 111643, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111643>, 2020.
- Sophocleous, M.: Interactions between groundwater and surface water: the state of the science, *Hydrogeol. J.*, 10, 52–67, <https://doi.org/10.1007/s10040-001-0170-8>, 2002.
- Sun, F., Ma, R., Liu, C., and He, B.: Comparison of the Hydrological Dynamics of Poyang Lake in the Wet and Dry Seasons, *Remote Sens.*, 13, 985, <https://doi.org/10.3390/rs13050985>, 2021.
- Taburet, N., Zawadzki, L., Vayre, M., Blumstein, D., Le Gac, S., Boy, F., Raynal, M., Labroue, S., Crétaux, J.-F., and Femenias, P.: S3MPC: Improvement on Inland Water Tracking and Water Level Monitoring from the OLTC Onboard Sentinel-3 Altimeters, *Remote Sens.*, 12, 3055, <https://doi.org/10.3390/rs12183055>, 2020.
- Venot, J.-P. and Cecchi, P.: Valeurs d'usage ou performance techniques: comment apprécier le rôle des petits barrages en Afrique subsaharienne?, *Cah. Agric.*, 20, 112–117, <https://doi.org/10.1684/agr.2010.0457>, 2011.
- Venot, J.-P. and Krishnan, J.: Discursive Framing: Debates over Small Reservoirs in the Rural South, *Water Altern.*, 4, 316–324, 2011.
- Winter, T. C.: Hydrological Processes and the Water Budget of Lakes, in: *Physics and Chemistry of Lakes*, edited by: Lerman, A., Imboden, D. M., and Gat, J. R., Springer, Berlin, Heidelberg, New York, 37–62, https://doi.org/10.1007/978-3-642-85132-2_2, 1995.

- Xu, H.: Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery, *Int. J. Remote Sens.*, 27, 3025–3033, <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>, 2006.
- Zhao, G.: Global lake evaporation volume (GLEV) dataset, Zenodo [data set], <https://doi.org/10.5281/zenodo.4646621>, 2021.
- Zhao, G., Li, Y., Zhou, L., and Gao, H.: Evaporative water loss of 1.42 million global lakes, *Nat. Commun.*, 13, 3686, <https://doi.org/10.1038/s41467-022-31125-6>, 2022.

Supplement of Hydrol. Earth Syst. Sci., 27, 2189–2204, 2023
<https://doi.org/10.5194/hess-27-2189-2023-supplement>
© Author(s) 2023. CC BY 4.0 License.



Hydrology and
Earth System
Sciences Open Access 

Supplement of

Hydrological regime of Sahelian small waterbodies from combined Sentinel-2 MSI and Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter data

Mathilde de Fleury et al.

Correspondence to: Mathilde de Fleury (mathilde.de-fleury@get.omp.eu) and Manuela Grippa (manuela.grippa@get.omp.eu)

The copyright of individual parts of the supplement might differ from the article licence.

1 Evaluation of satellite derived A-H curve using in situ data

For lakes Seguenega and Bam (Table 1), volume-height (V-H) curves were provided by the Direction Générale des Ressources en Eau (DGRE) via l'Institut International de l'Eau et de l'Environnement (2IE). For Lake Bam, we also have in situ data obtained by Pouyaud (1975). Since our method produces A-H data, to compare in situ and satellite results we need to estimate volume. We have calculated volumes from our A-H curves using the integration method (Abileah et al., 2011) and we have compared the results to pyramidal and cylinder methods (Abileah et al., 2011; Taub, 2000). All methods gave similar results. The maximum of average differences in the volumes obtained were of 633 m³ (Lake Bam) and 263 m³ (Lake Seguenega) which is for both smaller than 0.01 % of the volume.

Satellite data document lake variations from a starting value of height and volume, corresponding to the minimum water area detected in the time series, that are unknown. To match the V-H estimates with in situ data, we need to determine the volume corresponding to this minimum. In that purpose, we have matched the minimum water area, A_0 , of our time series to the in situ water areas to estimate H_0 and V_0 corresponding to our starting point. Water areas from in situ V-H curves are given by the derivative of $V(H)$ with respect to H . In situ V-H data are then compared to satellite derived V-H (Fig. S1a). Both curves agree very well for these two lakes. For Lake Bam, the agreement is good for both the DGRE and Pouyaud (1975) data.

2 Evaluation of errors on water heights

For each in situ V-H pair, the corresponding satellite V-H is extracted and statistics are calculated for matching in situ and satellite water heights (Fig. S1b). Bias is -0.070 m for Seguenega and -0.006 m for Bam and RMSE is 0.073 m for Seguenega and 0.015 m for Bam. For data from Pouyaud (1975) the bias is -0.035 m and the RMSE is 0.035 m but only two matching data are available. The comparison of water heights derived from satellites and in situ V-H data provides an evaluation of our method as a whole, which combines altimetry with surface areas from Sentinel-2. It differs from classical altimetry height evaluation, since it is affected by noise/error in water area estimations. Overall the construction of the A-H curve and the removal of outliers smooths out noise/error in altimetry and areas estimation. That makes the final RMSE values found when comparing to in situ data smaller than values found in the literature when altimetry data are directly compared to in situ heights.

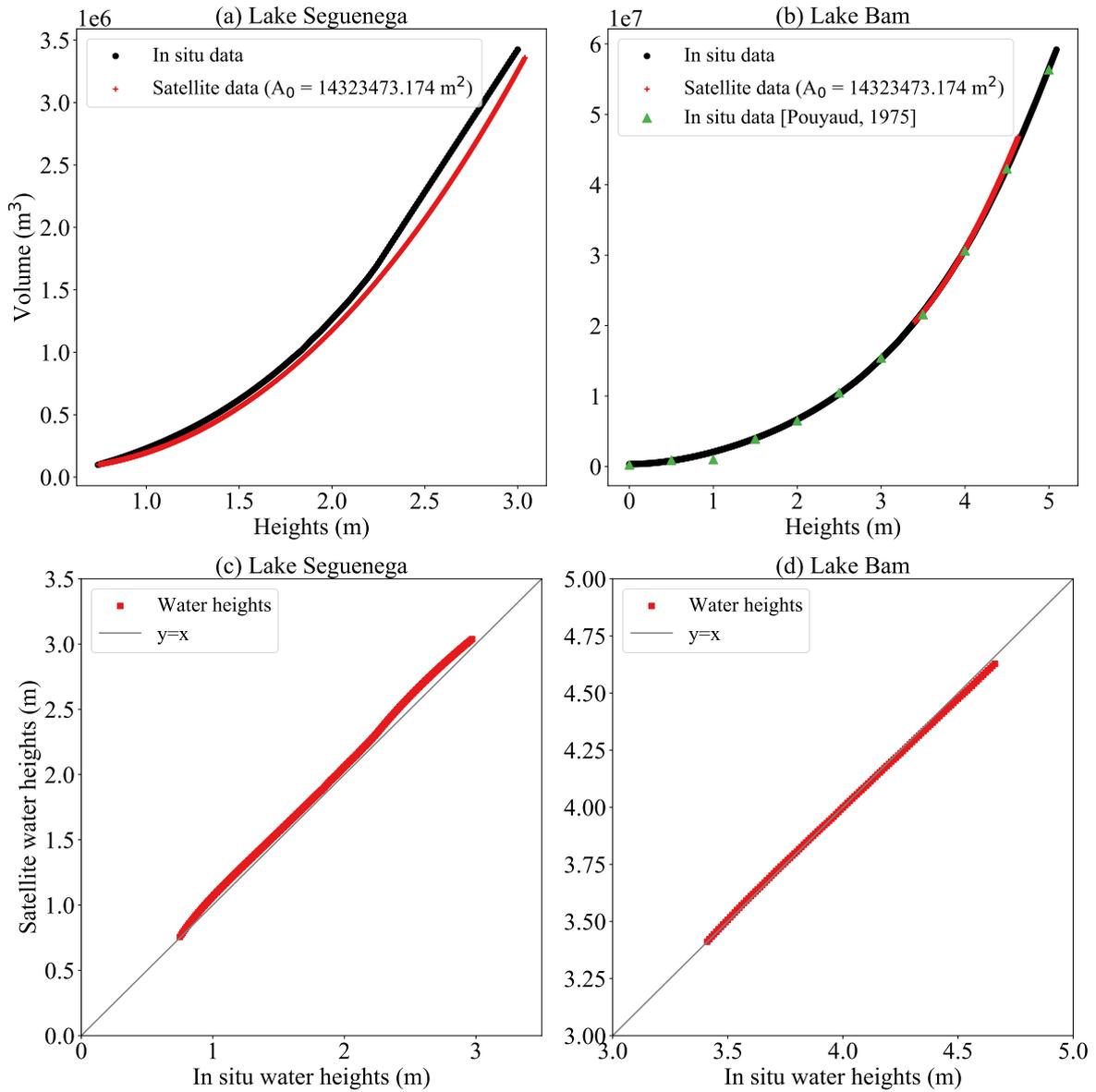


Figure S1. Satellite and in situ data comparison over Lakes Seguenega (left) and Bam (right). (a) and (b) represent water volume-height curve from in situ (black) and satellite (red) data. For the Lake Bam in situ data from Pouyaud (1975) are also reported (green). (c) and (d) represent satellite derived water heights compared to in situ water heights .

References

- Abileah, R., Vignudelli, S., Scozzari, A.: A Completely Remote Sensing Approach To Monitoring Reservoirs Water Volume, *Int. Water Technol. J.*, 1, 63–77., 2011.
- Pouyaud, B.: Etude hydrologique du lac Bam : le régime hydrologique, Ouagadougou, ORSTOM, 39 p., <https://www.documentation.ird.fr/hor/fdi:17270>, last access: 17 April 2023, 1975.
- Taube, C.M.: Chapter 12: Three Methods for Computing the Volume of a Lake, *Annual of Fisheries Survey Methods II*, 6 pp., 2000.

3 Analyses complémentaires

Cette étude a permis d'identifier différents régimes de fonctionnement hydrologique en saison sèche pour 37 lacs, mares et réservoirs pour lesquels nous proposons des analyses et des discussions complémentaires ci-après.

3.1 Lien entre hydrogéologie et bilans

Les lacs localisés à l'est de notre zone d'étude, au Niger, présentent un bilan légèrement positif. Cela pourrait s'expliquer par des échanges avec la nappe souterraine, en accord avec des études antérieures (Desconnets et al. 1997 ; Leblanc et al. 2008). Cette hypothèse est cohérente avec l'hydrogéologie de la région (Fig. 3.1), présentée en chapitre 1.

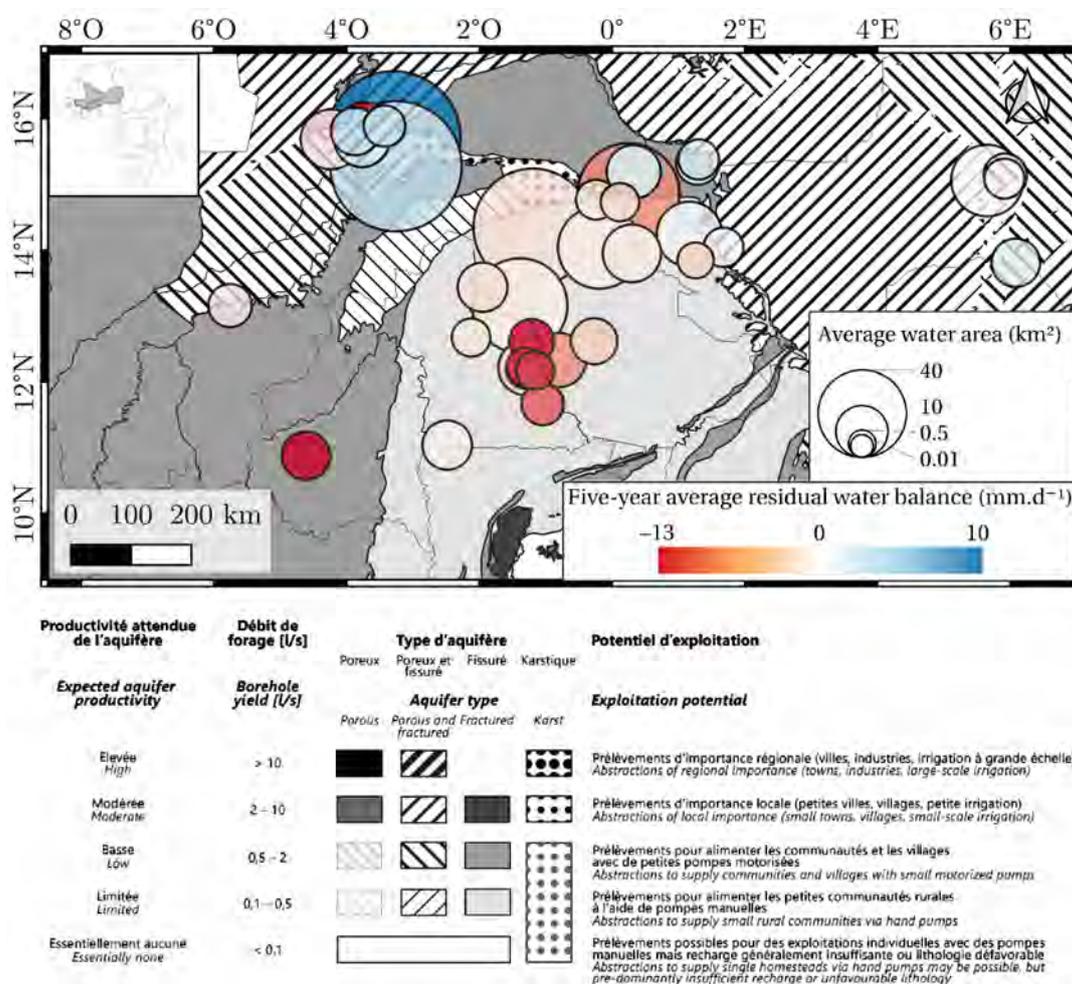


FIGURE 3.1 – Carte des bilans hydrologiques superposée aux zones d'hydrogéologie. Fond de carte adapté de BRGM et al. (2022).

En effet, ces lacs sont situés en zone sédimentaire ce qui permet des échanges, même en faible quantité, avec la nappe superficielle quand elle est présente. Cependant, pour confirmer cette hypothèse, il serait nécessaire de réaliser un échantillonnage plus étendu des eaux de surfaces dans la région, ce qui devrait être possible avec les nouvelles données altimétriques issues de SWOT. En ce qui concerne les plans d'eau présentant un bilan négatif, la majorité se trouve au Burkina Faso. Le pays étant principalement situé en zone de socle fracturé, de nombreux réservoirs ont été construits pour compenser le manque d'accès à l'eau souterraine, ce qui est moins le cas du Niger et du Mali. Le recours aux eaux de surface dans le pays est cohérent avec les bilans négatifs observés pour ces plans d'eau.

3.2 Impact de la proximité des agglomérations

Il semblerait que les zones les plus peuplées, en majorité au centre du Burkina Faso (Fig. 3.2), abritent la plupart des plans d'eau à bilan négatif. Cette observation suggère une forte utilisation des eaux de surface pour répondre aux besoins en eau des populations. Bien que le réservoir de Toussiana (10.880°N, 4.612°O) soit situé au sud-ouest du Burkina Faso, il est tout de même entouré de nombreuses agglomérations ce qui pourrait être une explication à son bilan négatif.

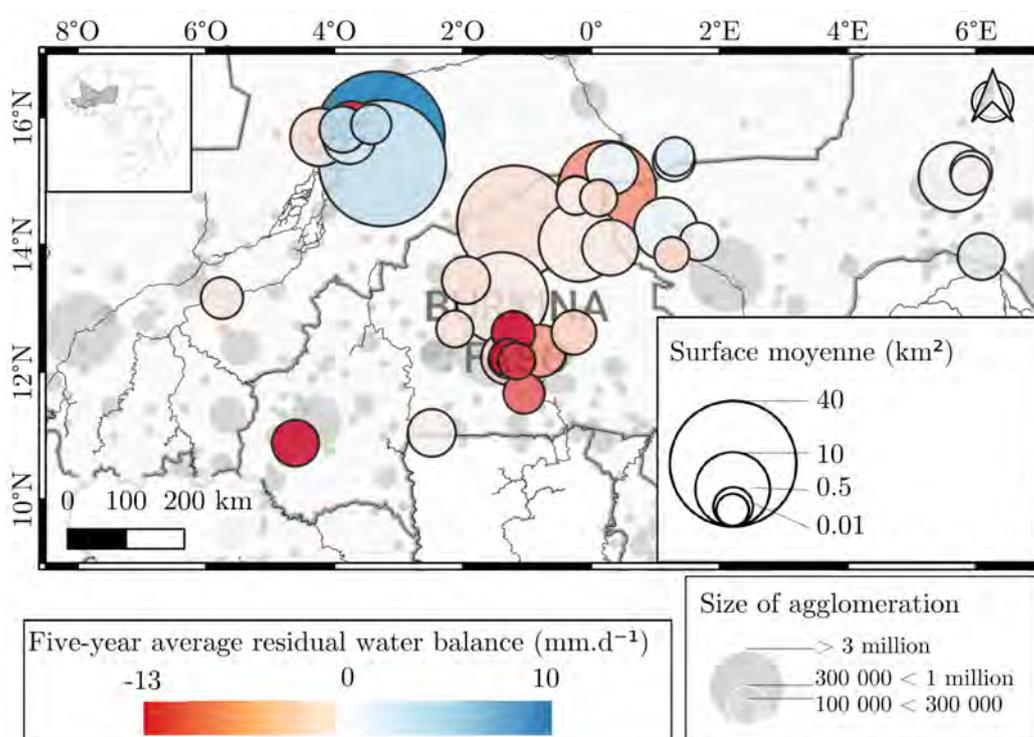


FIGURE 3.2 – Carte des bilans hydrologiques superposée à la taille des agglomérations (fond de carte de OECD 2020).

En revanche, dans le nord du Burkina Faso, où le nombre et la taille des agglomérations sont plus faibles, les pertes en eau tendent à être moins importantes. Le déplacement des populations a conduit à une baisse, voire à l'arrêt de l'utilisation et de la maintenance des réservoirs. De la même façon, bien que le réservoir de Boura (11.041°N, 2.486°O) soit situé au sud du Burkina Faso, il est plus éloigné des agglomérations et présente un bilan légèrement négatif suggérant des pressions anthropiques moins importantes. Les autres plans d'eau de l'étude présentant un bilan négatif limité (inférieur à -3 mm.d^{-1}) ou positif sont en général éloignés des agglomérations.

3.3 Estimation de l'impact de l'irrigation

Il est probable que les réservoirs du Burkina Faso proches des agglomérations et présentant des bilans négatifs, donc très utilisés, soient fortement impactés par l'irrigation, qui constitue une demande en eau importante. En effet, parmi les 37 plans d'eau étudiés, 24 présentent un bilan négatif, dont 12 montrent des pertes importantes en eau. La moitié de ces 24 plans d'eau sont entourés de cultures, parmi lesquels huit présentent des pertes en eau conséquentes (Fig. 3.3).

Pour estimer approximativement l'impact de l'irrigation, nous avons comparé la diminution de surface en eau à la surface de la végétation irriguée. Par exemple, le réservoir de Mogtedo (12.332°N, 0.804°O), montre des zones d'irrigation avoisinantes (Fig. 3.4) couvrant environ 477 ha selon Sally et al. (2011) après la saison des pluies, et 412 ha d'après notre estimation réalisée en 2020. Cette année-là, le réservoir a atteint une superficie maximale de 370 ha, puis en mars 2021, il s'est complètement asséché. Lors de son assèchement, certaines cultures couvrant une superficie d'environ 37 ha étaient toujours présentes donc potentiellement irriguées par d'autres moyens. Au cours de la période 2020-2021, 370 ha de surface du réservoir ont été perdus et 375 ha de cultures ont subsisté. Si on considère que l'évaporation des cultures est proche de celle du réservoir, ces résultats suggèrent que le réservoir a été largement utilisé pour l'irrigation, ce qui est cohérent avec les travaux de Ndanga Kouali (2010).

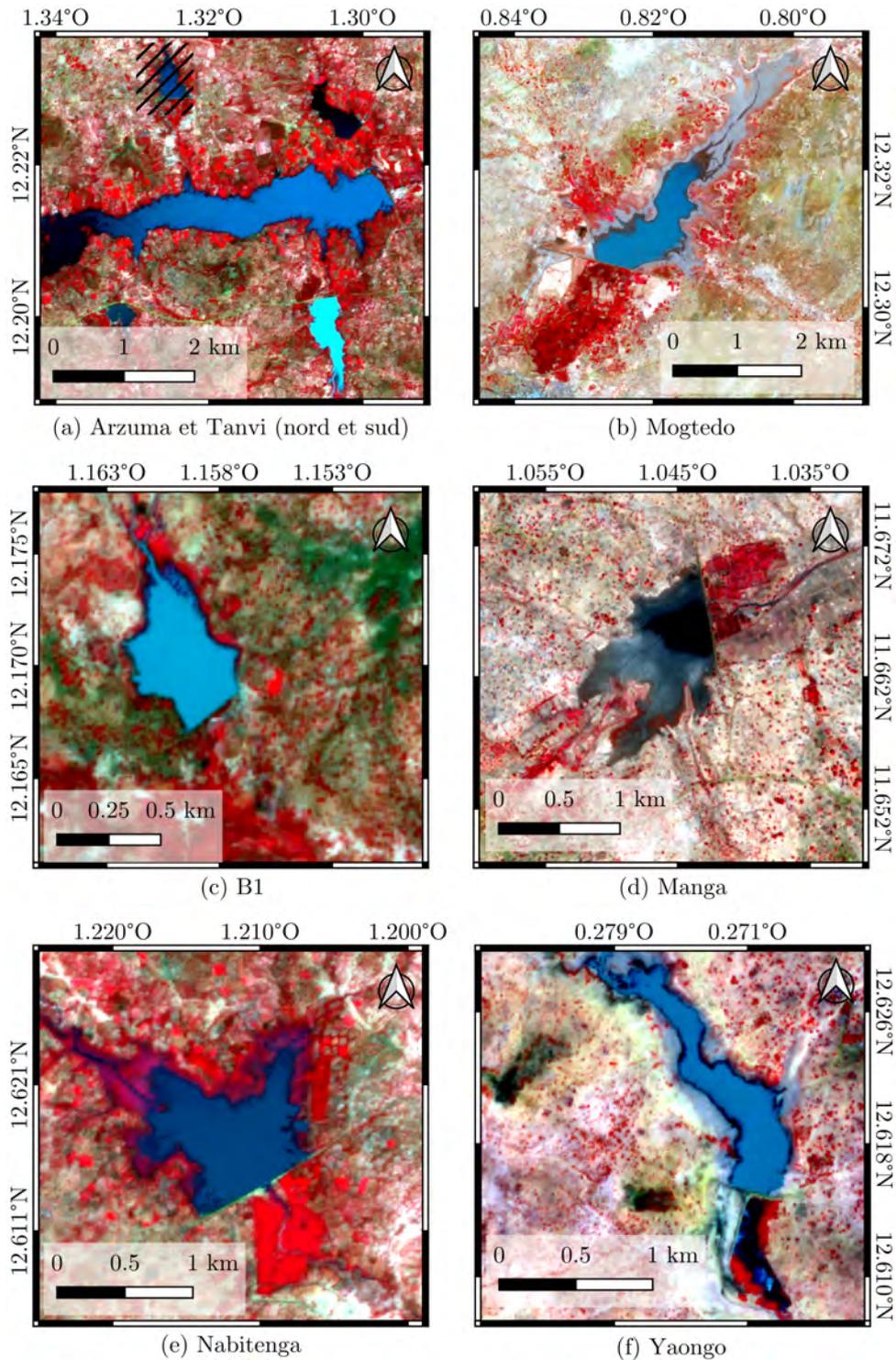


FIGURE 3.3 – (a-f) Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs (NIR, rouge et vert) de lacs et réservoirs présentant un fort bilan négatif en mars 2018. L’affichage en fausses couleurs met en évidence, en rouge, les zones de végétation bien développées, donc alimentées en eau par irrigation.

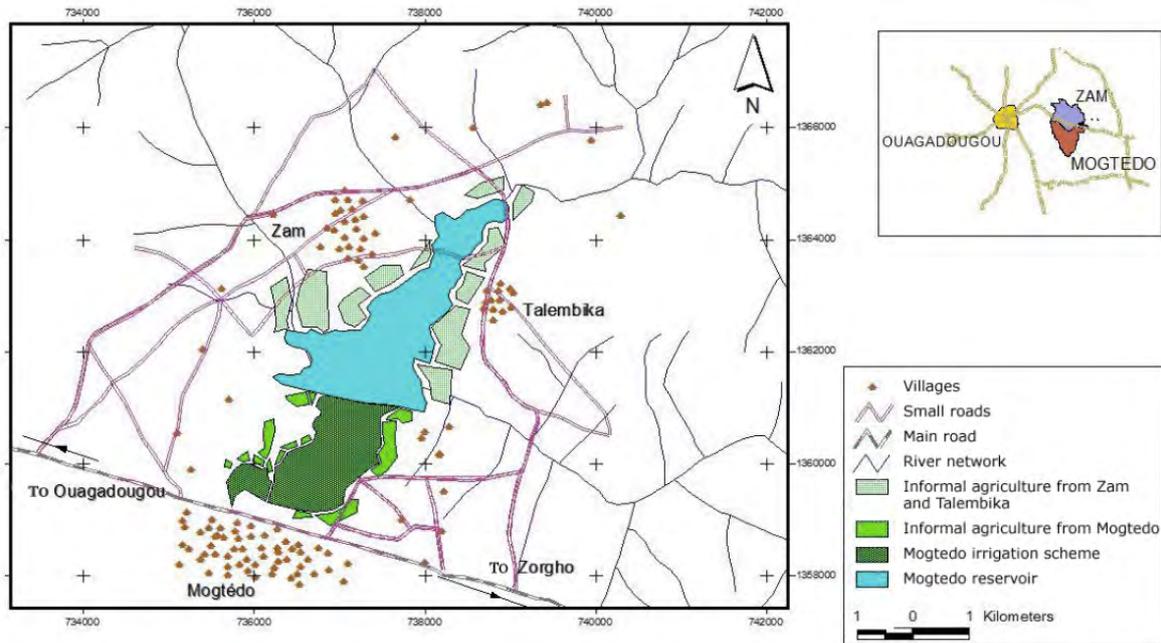


FIGURE 3.4 – Zones irriguées autour du réservoir Mogtêdo au Burkina Faso. Crédit : Sally et al. 2011.

3.4 Connexion au réseau du delta intérieur du Niger

Les cinq plans d'eau ayant un bilan positif se trouvent au Mali, dans le delta intérieur du Niger et sont connectés au réseau hydrographique, ce qui permet un apport d'eau par écoulement décalé dans le temps. Par exemple, pour le lac Bakafé (15.678°N , 3.771°O), au cours de l'année hydrologique 2019-2020, la recharge a lieu en novembre, au moment où le fleuve se connecte au lac (voir Fig. 9 dans de Fleury et al. 2023). Cette observation est cohérente avec l'évolution des débits mesurés en amont (station Ké Macina) et en aval (station Diré) du lac Bakafé (Fig. 3.5, Getirana et al. 2021). La dynamique des hauteurs d'eau du lac, situé entre ces deux stations, montre une évolution correspondant à l'apport d'eau provenant du réseau hydrographique entre septembre et décembre.

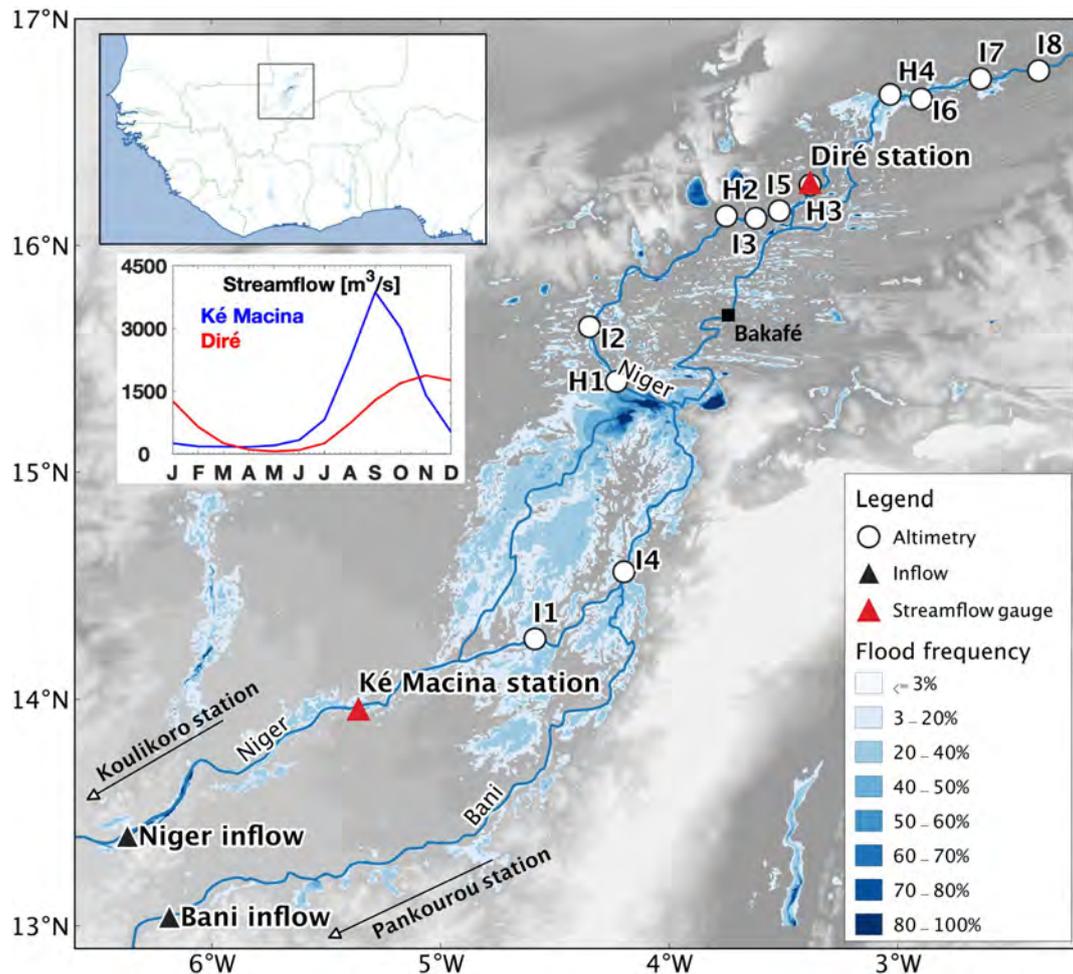


FIGURE 3.5 – Situation géographique du delta intérieur du Niger et du lac Bakafé et débit du fleuve Niger aux stations amont (Ké Macina) et aval (Diré). Crédit : Getirana et al. (2021).

3.5 Difficultés dans l'estimation des surfaces en eau

Une des difficultés rencontrée dans cette étude concerne l'estimation des surfaces en eau. La méthode retenue est une méthode de seuillage simple basée sur l'indice d'eau MNDWI où la valeur du seuil est adaptée à chaque plan d'eau de façon empirique. Lors de notre étude sur les 37 lacs, mares et réservoirs répartis entre le Mali, le Burkina Faso et le Niger, nous avons trouvé des valeurs de seuils très différentes, réparties entre -0.3 et 0.2 (Table 1 dans de Fleury et al. 2023). Par ailleurs, les seuils ne présentent pas de corrélation spatiale marquée (Fig. 3.6) ce qui indique que la diversité des plans d'eau ne dépend pas uniquement de leur localisation géographique. En d'autres termes, des plans d'eau situés à proximité, les uns des autres, peuvent présenter des caractéristiques très différentes.

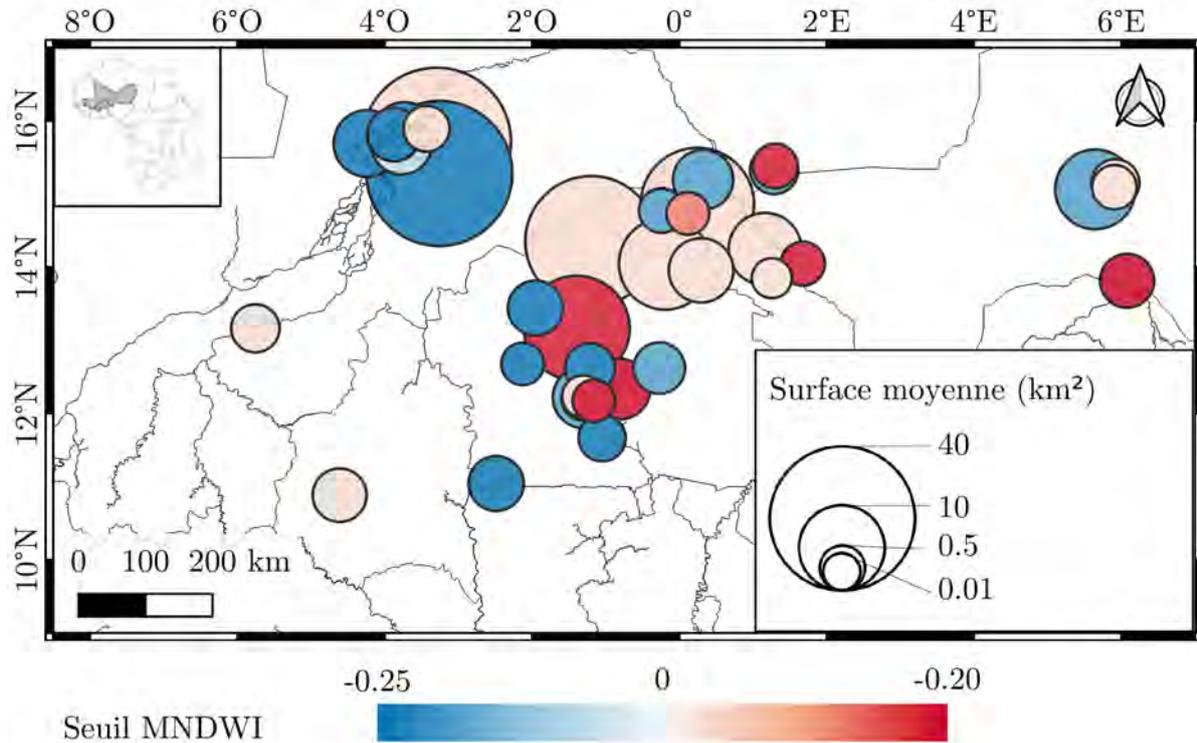


FIGURE 3.6 – Carte de la distribution spatiale des valeurs de seuil sur le MNDWI des plans d'eau étudiés dans la publication de Fleury et al. (2023).

Le choix de cette méthode plutôt qu'une méthode de seuillage automatique est justifié par la présence fréquente de végétation aquatique dans de nombreux lacs, mares et réservoirs. Cela rend difficile la distinction entre les pixels d'eau, les pixels de sols et les pixels mixtes (eau et végétation). De plus, les algorithmes de seuillage automatique rencontrent des difficultés à identifier les plans d'eau qui présentent des variations spectrales à l'intérieur de leur surface.

Pour illustrer cela, l'algorithme de seuillage Otsu (Otsu 1979) est appliqué sur le lac de Zoribi (14.170°N , 1.021°E), au Niger (Fig. 3.7), qui présente deux zones très turbides entourées de végétation aquatique. Le seuillage automatique ne permet alors pas de détecter la totalité du plan d'eau, seules les zones de turbidité sont identifiées.

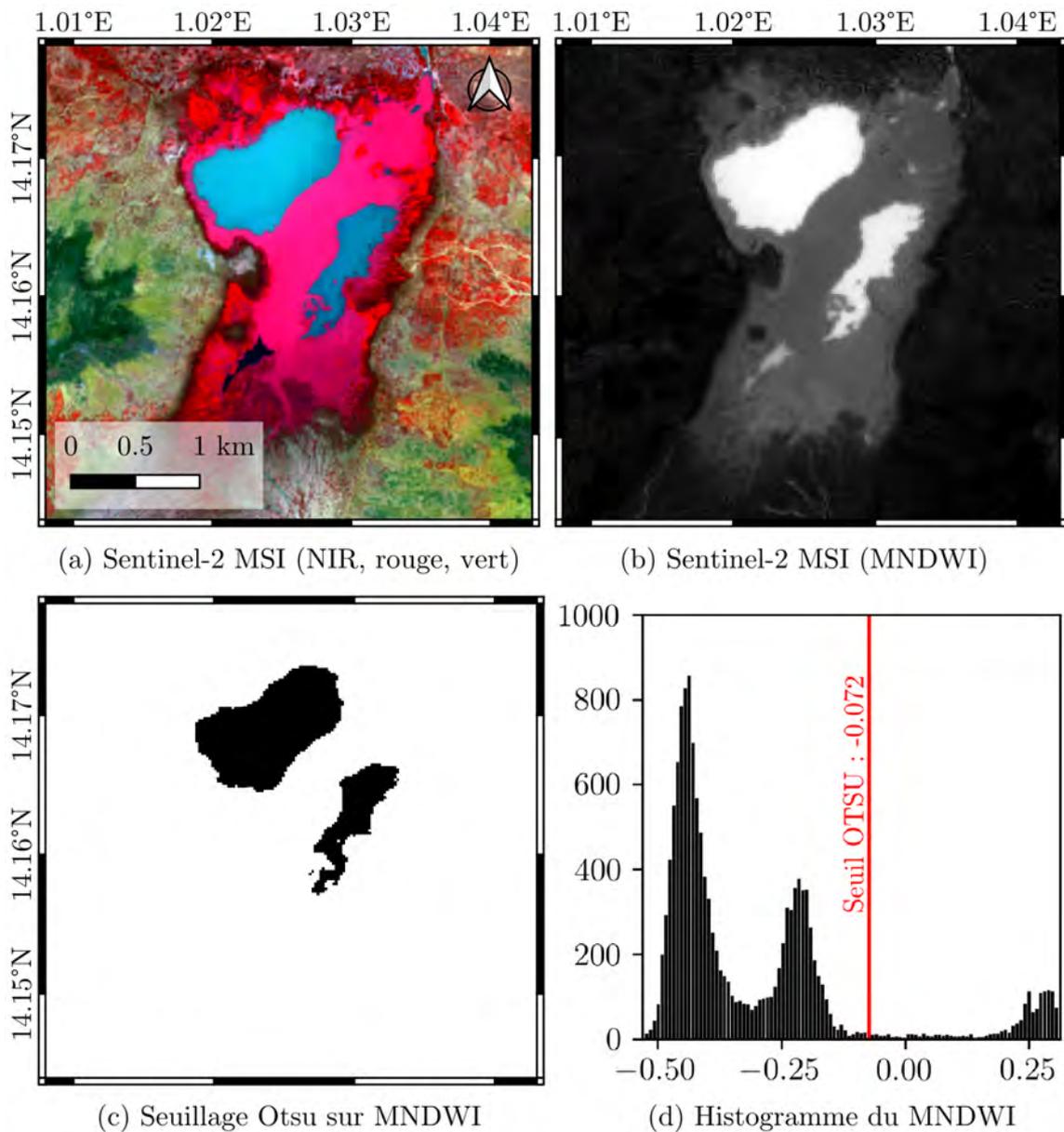


FIGURE 3.7 – Exemple du lac de couleur hétérogène Zoribi au Niger (14.170°N , 1.021°E), le 04 octobre 2017. (a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, (b) MNDWI, (c) segmentation obtenue par seuillage Otsu sur le MNDWI et (d) histogramme du MNDWI.

Sur le lac Séguénéga (Fig. 3.8), au Burkina Faso (13.441°N , 1.952°O), où la végétation recouvre l'eau à proximité des bords du lac, l'algorithme échoue à détecter la présence d'eau sous cette végétation.

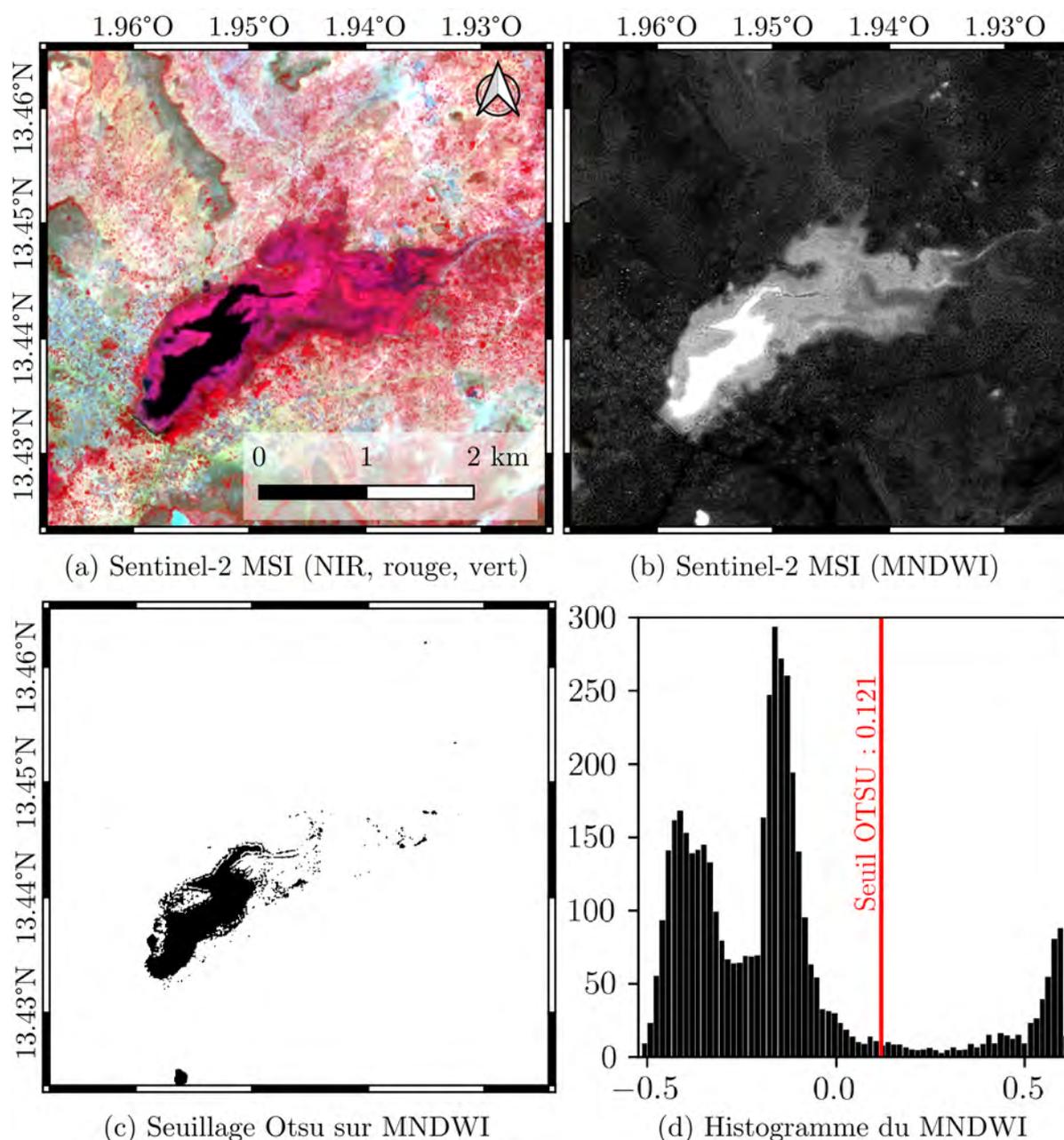


FIGURE 3.8 – Exemple du lac Séguénéga au Burkina Faso (13.441°N , 1.952°O), couvert de végétation aquatique, le 10 novembre 2020. (a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, (b) MNDWI, (c) segmentation obtenue par seuillage Otsu sur le MNDWI et (d) histogramme du MNDWI.

Dans le cas du réservoir de Tanvi (Fig. 3.9), au Burkina Faso (12.199°N , 1.302°O), modérément turbide et présentant une surface de couleur homogène, le seuillage détecte très bien toute la surface du plan d'eau sans difficulté.

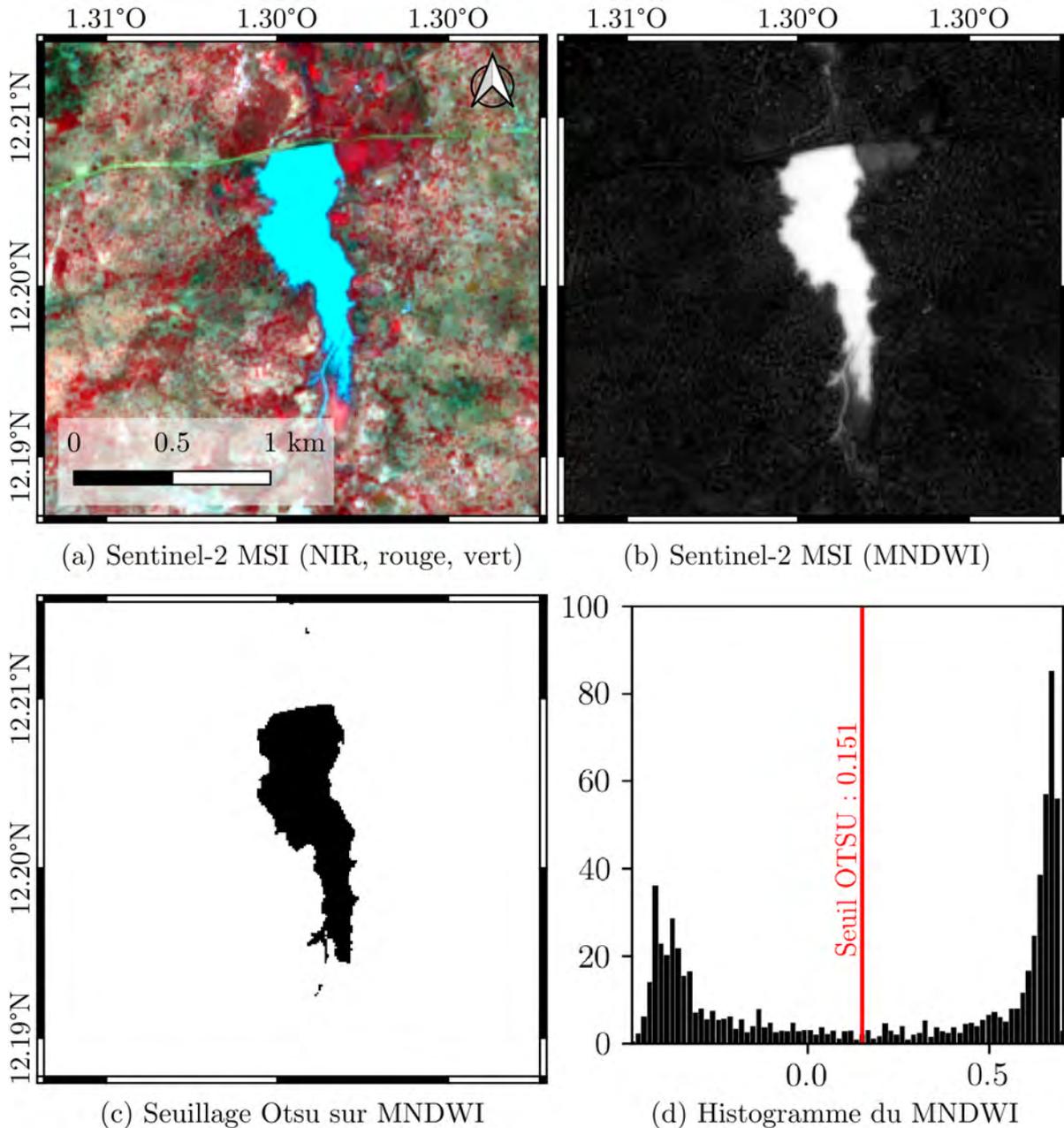


FIGURE 3.9 – Exemple du réservoir de Tanvi au Burkina Faso (12.199°N , 1.302°O), de couleur homogène, le 10 novembre 2020. (a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, (b) MNDWI, (c) segmentation obtenue par seuillage Otsu sur le MNDWI et (d) histogramme du MNDWI.

Les résultats mettent en évidence les limites des méthodes de seuillage automatique face à une répartition des pixels du MNDWI non bimodale (Fig. 3.7 et 3.8), et justifient l'approche utilisée dans cette étude d'adapter le seuillage à chaque plan d'eau individuellement. Notons également que lorsque le lac s'assèche, ce qui est souvent le cas dans cette région, les algorithmes de seuillage avec hypothèse bimodale vont chercher à différencier les pixels de sol entre eux.

L'utilisation d'une approche empirique pour la sélection des seuils de chaque plan d'eau de l'étude n'est réalisable que sur un nombre limité de plans d'eau. Si l'on envisage de réaliser une étude à plus grande échelle, il est nécessaire de trouver une autre solution pour la détection des eaux de surface. Cette solution est développée au chapitre 4 et appliquée au chapitre 5 de ce travail de recherche.

4 Conclusion

L'utilisation combinée de données satellites, optique avec Sentinel-2 MSI et altimétrique avec Sentinel-3 SRAL, a permis de suivre de manière précise les variations des hauteurs d'eau, permettant ainsi une quantification des pertes et des apports d'eau pendant la saison sèche. Cette méthode, accessible et reproductible, inclut également de petits plans d'eau (à partir de 0.04 km^2), et ne nécessite pas de données de terrain.

Les bilans hydrologiques de saison sèche, calculés entre 2016 et 2021, sur 37 plans d'eau montrent une grande variabilité, certains présentant des pertes d'eau importantes, d'autres des bilans neutres ou positifs. Ces différences sont attribuables aux divers flux hydrologiques décrits dans la Section 2 du chapitre 1. Les connexions aux réseaux hydrographiques, les échanges avec les nappes souterraines, ainsi que les usages et politiques de gestion de l'eau ont impacté le fonctionnement des plans d'eau. Les lacs au Niger montrent un faible apport d'eau pendant la saison sèche, probablement facilité par les échanges avec la nappe. Au centre du Burkina Faso, situé sur une zone de socle, l'accès aux eaux souterraines est plus limité, ce qui provoque une dépendance aux eaux de surface, visible sur les bilans des réservoirs. Dans les régions proches des agglomérations, les bilans sont fortement négatifs et les plans d'eau sont utilisés pour l'irrigation. En revanche, des bilans plus neutres sont observés sur des réservoirs du nord du pays, suggérant une faible utilisation. Ces réservoirs sont en effet plus éloignés des agglomérations dans une zone où l'insécurité impacte les déplacements de populations. Dans le delta intérieur du Niger, les lacs ont en majorité un bilan positif qui s'explique par la connexion au réseau hydrographique du fleuve Niger, rechargeant

les lacs par écoulement en début de saison sèche. Ces résultats soulignent l'impact significatif de l'activité humaine sur certains plans d'eau et le rôle de la situation géographique.

Il est intéressant de comparer les conclusions de cette étude à celles des études à l'échelle globale. Les observations de Cooley et al. (2021) et Yao et al. (2023) relatives à l'impact des réservoirs sur la variation des stocks d'eau à l'échelle globale peuvent être nuancées dans notre région d'étude. Les réservoirs, principalement de petite taille, sont utilisés pour l'irrigation à petite échelle, ce qui en fait le principal contributeur aux pertes en eau. Cependant, plusieurs réservoirs, notamment au nord du Burkina Faso, présentent des bilans presque nuls, où l'évaporation cause la principale perte d'eau. Par ailleurs, plusieurs plans d'eau naturels présentent aussi une variabilité interannuelle, parfois provoquée par des actions anthropiques ou par de simples variabilités climatiques.

Il est également nécessaire de rester prudent dans l'interprétation de ces résultats et de réaliser davantage d'études pour obtenir une compréhension plus approfondie à une plus grande échelle spatiale dans la région. Le lancement du satellite SWOT réalisé à la fin de l'année 2022 permettra d'obtenir une couverture quasi globale et facilitera ces études à plus grande échelle.

Enfin, au cours de cette étude, nous avons également questionné les méthodes existantes d'estimation des surfaces en eau. Nous avons constaté que les approches automatiques ne sont pas toujours adaptées à la complexité et à la diversité des plans d'eau étudiés dans la région du Sahel central. Cela est principalement dû à la variabilité spatiale et temporelle des plans d'eau, ainsi qu'à la présence fréquente de végétation aquatique, ce qui rend difficiles leur détection et leur distinction des zones terrestres avoisinantes. Pour pallier ces limites, nous avons développé une méthode plus adaptée qui est développée dans les chapitres 4 et 5.

Configuration d'un CNN U-Net pour la détection des eaux de surface en Afrique de l'Ouest

Dans le chapitre 1, nous avons soulevé plusieurs questions concernant les plans d'eau en Afrique de l'Ouest, relatives à leur nombre, leur distribution spatiale, leur répartition en termes de taille et leur typologie. Dans le chapitre 2, nous avons passé en revue différentes méthodes de télédétection qui pourraient nous aider à répondre à ces interrogations. Parmi ces approches, les réseaux de neurones à convolution (CNN) développés par LeCun et al. (1989) ont attiré notre attention en raison de leur capacité avérée à extraire à la fois des informations spectrales et spatiales pour classer les images (Yu et al. 2017; Zhao et al. 2023).

L'application de cette méthode nécessite la création d'un ensemble de données étiquetées, qui est ensuite divisé en données d'entraînement, de validation et de test (ou évaluation). Les données d'entraînement servent à former le modèle au cours du processus d'apprentissage. Processus qui consiste à trouver les paramètres du modèle qui minimise au mieux l'erreur de classification par rapport aux données étiquetées. Tandis que les données de validation sont utilisées pour surveiller les performances du modèle et enregistrer les meilleurs modèles obtenus. Les données de test sont ensuite utilisées pour effectuer une évaluation des performances du modèle. Une fois le meilleur modèle généré, celui-ci peut être utilisé pour les étapes de prédictions, c'est-à-dire pour classer de nouvelles images. Cette méthode nécessite également de configurer le modèle en spécifiant des hyperparamètres, qui sont des valeurs ayant un impact sur les performances du modèle.

Dans ce chapitre 4, nous détaillerons ces différentes étapes du processus d'apprentissage et la méthodologie du CNN à architecture U-Net que nous avons sélectionné pour cette étude. Nous exposerons également en détail les diverses étapes de tests et de recherches que nous avons entreprises pour parvenir à la configuration finale du modèle. En outre, nous évaluerons la robustesse de ce modèle face à la diversité des plans d'eau en Afrique de l'Ouest. Dans le chapitre 5, cette configuration sera appliquée aux images disponibles dans la région et les prédictions obtenues seront analysées.

1 Description du processus d'apprentissage

1.1 Données d'apprentissage

Tout d'abord, il faut disposer d'un jeu de données étiquetées. Ces données, dans notre cas, sont composées d'images satellites et de rectangles contenant des polygones représentant des lacs ainsi que de rectangles vides. Ces rectangles, appelés boîtes englobantes permettent au modèle de gagner du temps et de créer des imagettes plutôt que de traiter les images satellites dans leur totalité. L'ajout de boîtes englobantes vides permet de montrer au modèle des exemples de zones qu'il ne faut pas classer comme de l'eau. Les imagettes sont ensuite réparties aléatoirement entre trois groupes : entraînement, validation et test (ou évaluation), selon des proportions indiquées à la configuration du modèle. Chaque imagette est ensuite divisée en fenêtres, appelée patches. Ces patches sont ensuite regroupés en i lots appelés batches (la taille des batches est configurable). Une fois ces étapes réalisées le modèle peut réaliser les processus d'entraînement, de validation et d'évaluation (Fig. 4.1).

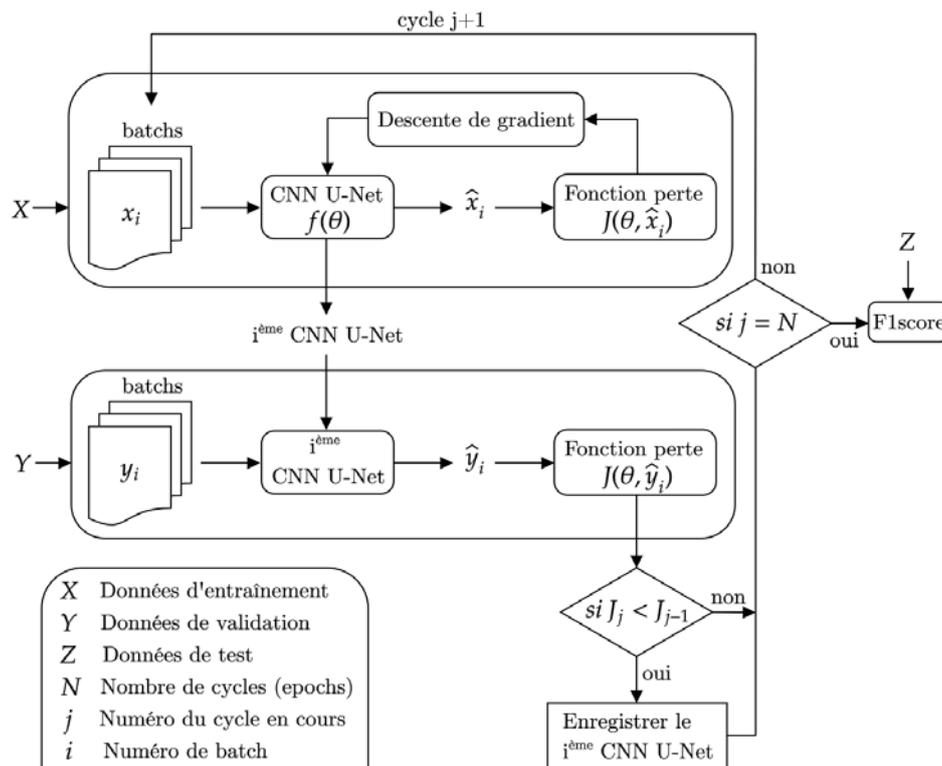


FIGURE 4.1 – Processus d'apprentissage, avec θ le jeu de paramètres du modèle à entraîner, \hat{x}_i les estimations du modèle sur les images des données d'entraînement (x_i) sur le batch actuel (i) et \hat{y}_i les estimations du modèle sur les images des données de validations (y_i) sur le batch actuel (i). CNN U-Net représente le modèle de réseau de neurones utilisé.

1.2 Phase d'entraînement

La phase d'entraînement commence par le passage de toutes les données d'entraînement (X) par batch (x_i) dans le modèle avec son paramétrage initial où à chaque fois le modèle réalise une classification. Une fonction perte (loss, J) est alors calculée pixel par pixel sur ces classifications (\hat{x}_i). Elle consiste à calculer l'erreur de classification par rapport à la valeur vraie connue grâce aux données étiquetées.

La fonction perte utilisée dans cette étude est la Tversky Loss ($T_{\alpha,\beta}$), elle se définit à partir de l'index de Tversky, tel que :

$$1 - T_{\alpha,\beta}(y_i, \hat{y}_i) = 1 - \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \alpha\text{FP} + \beta\text{FN}} \quad (4.1)$$

où TP représente les vrais positifs (true positives, en anglais), FP les faux positifs (false positives, en anglais) et FN les faux négatifs (false negatives, en anglais), la classe positive correspondant à l'eau. Cette fonction met en jeu deux constantes paramétrables à la configuration du modèle, α et β défavorisent respectivement les faux positifs et les faux négatifs. Cette fonction est adaptée aux cas de déséquilibre de classe (imbalanced class). Dans notre cas, nous avons plus de pixels de fond que d'eau, donc plus de vrais négatifs (TN) qui auraient donc trop d'influence s'ils intervenaient dans l'équation. Toutefois, cette fonction étant un hyperparamètre du modèle, c'est-à-dire une valeur configurable, elle peut être remplacée par une autre fonction perte si besoin.

Finalement, le principe même de l'entraînement consiste à déterminer le meilleur jeu de paramètres (θ) du modèle qui minimise la fonction perte, et à les mettre à jour dans ce sens. Les différents paramètres du modèle seront présentés en Section 3.1.1 de ce chapitre.

Pour ajuster ces paramètres, le modèle utilise une méthode appelée "descente de gradient stochastique" (SGD). Mathématiquement, la descente de gradient détermine la direction de convergence en calculant des dérivées partielles, et elle utilise un paramètre appelé "taux d'apprentissage" (learning rate) pour contrôler la taille des pas d'itération. Un taux d'apprentissage trop élevé peut entraîner des sauts trop grands et risque de manquer la solution optimale, tandis qu'un taux d'apprentissage trop faible peut entraîner une convergence lente et le risque de se bloquer dans des optima locaux. Le principe est détaillé en Annexe 5, pour une application simple sur un perceptron. Toutefois, contrairement à la méthode de gradient simple qui calcule le gradient moyen

sur l'ensemble des données, SGD calcule le gradient sur une image aléatoire du batch. Cette approche permet un apprentissage plus rapide, bien qu'elle introduise une certaine variabilité (bruit) dans les mises à jour des poids du modèle.

L'optimiseur AdaDelta (Zeiler 2012) qui est implémenté dans notre modèle est un algorithme de descente de gradient stochastique qui ajuste automatiquement le taux d'apprentissage pendant l'entraînement en se basant sur les gradients précédents. Cet optimiseur étant un hyperparamètre du modèle, il peut être modifié.

Une fois que les paramètres du modèle ont été mis à jour, ce processus d'entraînement est répété jusqu'à ce que chaque batch ait eu l'opportunité d'ajuster les paramètres du modèle, pour cela, il va devoir réaliser un certain nombre d'étapes (steps, en anglais). Le nombre d'étapes total (N) dépend donc du nombre total d'images et du nombre d'images dans un batch. Le modèle réalise ensuite une étape de validation, expliquée ci-après. Puis il réitère ces processus d'entraînement et de validation jusqu'à atteindre le nombre de cycles (epochs) qui est un hyperparamètre défini lors de la configuration.

1.3 Phase de validation

Ainsi, après chaque étape, le dernier modèle mis à jour est utilisé pour le processus de validation. Les données de validation (Y) passent donc par batch (y_i) dans ce dernier modèle et de la même façon une classification (\hat{y}_i) est réalisée et la fonction perte est calculée. Si le résultat de cette fonction est meilleur (moins d'erreur) qu'à l'étape de validation précédente, le modèle est enregistré.

De plus, à chaque cycle, différentes métriques sont calculées (voir Section 2), celles-ci permettent de suivre les performances du modèle au cours de l'entraînement, mais ne sont pas utilisées directement par le modèle. Elles sont estimées à partir des pixels positifs et négatifs selon s'ils correspondent à la vérité terrain (vrai) ou non (faux).

1.4 Phase d'évaluation

Le modèle avec l'erreur sur la fonction perte (sur les données de validation) la plus faible qui est donc le dernier enregistré, est évalué à l'aide de métriques (voir Section 2) avant d'être utilisé en prédiction. Les métriques sont calculées sur les données de test afin de réaliser une évaluation du modèle sur des données qu'il n'a jamais vues au cours des processus précédents ce qui permet d'obtenir une évaluation non biaisée.

2 Métriques de quantification des performances du modèle

Sachant que le total des pixels (TP) de l'image peut s'écrire comme la somme des vrais positifs (TP), vrais négatifs (TN), faux positifs (FP) et faux négatifs (FN), différentes métriques peuvent être utilisées pour mesurer les performances du modèle. Ci-après quelques métriques communes sont définies (leur nom est donné en anglais pour éviter les confusions).

L'accuracy est une métrique très générale qui définit la proportion de pixels bien classés :

$$\text{accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{T_{\text{pixels}}} \quad (4.2)$$

L'accuracy aléatoire (random, en anglais) permet de mesurer l'exactitude du modèle sur des classifications tirées aléatoirement :

$$\text{random accuracy} = p_1 p_2 + (1 - p_1)(1 - p_2) \quad (4.3)$$

avec $p_1 = (\text{TP} + \text{FN})/T_{\text{pixels}}$ et $p_2 = (\text{TP} + \text{FP})/T_{\text{pixels}}$

Le recall, ou encore sensitivity (la sensibilité) représente la capacité du modèle à ne pas rater de pixels positifs :

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (4.4)$$

La precision représente, elle, la capacité du modèle à ne pas générer de faux positifs :

$$\text{precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (4.5)$$

Le Kappa, aussi appelé Cohen's Kappa Statistic dépend de l'accuracy aléatoire qui représente l'accuracy que le modèle peut atteindre avec des classifications aléatoires. Le kappa prend en compte les accords et désaccords entre le modèle et la vérité. Le kappa varie de -1 à 1, un kappa de 0 signifie que le modèle n'est pas meilleur que si l'on devinait aléatoirement, par contre si le kappa vaut 1, alors le modèle est parfait :

$$\text{kappa} = \frac{\text{accuracy} - \text{random accuracy}}{1 - \text{random accuracy}} \quad (4.6)$$

Même si la valeur de recall est élevée, il se peut que le modèle n'ait généré que des positifs, de la même façon, si la précision est élevée, cela peut venir du modèle qui ne détecte aucun positif. Donc ces deux métriques séparées ne sont pas suffisantes, c'est pour cela que l'on utilise plutôt le F1 score qui est la moyenne harmonique des deux. Elle est adaptée aux cas de classes déséquilibrées où le nombre de pixels dans une classe est bien plus important que dans une autre. En effet, dans notre situation, une image disposera d'un grand nombre de vrais pixels négatifs (TN) en raison la domination du nombre de pixel de sol par rapport aux pixels d'eau (voir valeurs de TN dans la Table 4.1). Une métrique qui ne dépend pas ou peu des vrais négatifs, telle que le F1 score, est donc nécessaire :

$$\text{F1 score} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (4.7)$$

3 Le réseau de neurones à convolution à architecture U-Net

Les CNN peuvent adopter différentes architectures, toutes composées de différentes couches aux rôles distincts. La couche d'entrée reçoit les données fournies par l'utilisateur. Les couches cachées contiennent les différents neurones et la dernière couche est la couche de sortie qui donne les classifications. Chaque couche est composée d'une succession de filtres 3D (hauteur image \times largeur image \times canaux) eux-mêmes composés de kernels appliqués à chaque canal de l'image (2D). La succession de couches du modèle sera la même, qu'il soit utilisé pendant l'apprentissage ou la prédiction.

Dans cette étude, nous utilisons un modèle implémenté par Brandt et al. 2020 pour la cartographie des arbres en Afrique. Il s'agit d'un CNN à architecture U-Net (Ronneberger et al. 2015) avec quelques modifications (Fig. 4.2). Le réseau est composé de nombreux filtres répartis entre l'encodeur et le décodeur. L'encodeur extrait les caractéristiques pertinentes (features) de l'image d'entrée en les projetant dans une dimension spatiale réduite. Pour obtenir une segmentation des eaux de surface en sortie du modèle, il est impératif d'avoir une image de même dimension que celle d'origine. Le décodeur est responsable de la reconstruction de cette image à partir de l'image contenant les caractéristiques pertinentes de l'encodeur. En sortie du décodeur, et par conséquent du modèle, on obtient une image contenant uniquement les zones d'intérêt, appelée feature map. Les deux parties forment un U ce qui a donné son nom à l'architecture. Elles sont divisées en étages (blocs) reliés par des connexions appelées skip connections permettant de conserver les informations spatiales.

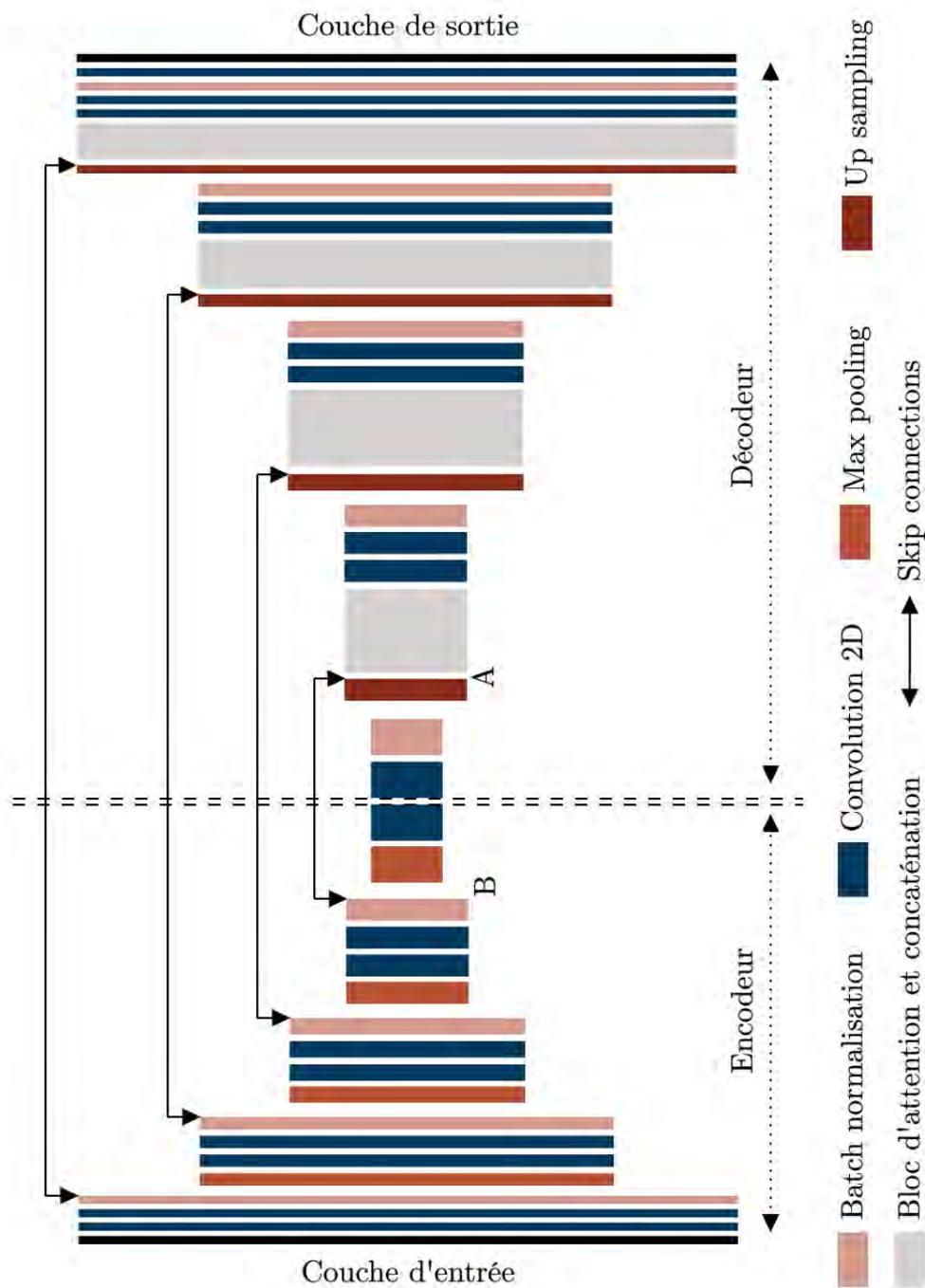


FIGURE 4.2 – Architecture U-Net modifiée (Kariryaa 2020) du CNN utilisé dans cette étude. Le sens de propagation des informations dans le réseau est de bas en haut avec chaque rectangle représentant une couche du réseau. A et B sont des éléments de compréhension à la figure 4.8.

Parmi les couches de ce modèle se trouvent des couches de convolution, détaillées en Section 3.1.1. Les paramètres à apprendre par le modèle sont les poids des matrices de kernel de ces couches de convolution, ainsi que des biais qui sont ajoutés à l'opération. Ces biais sont aussi un élément présent dans chaque couche du modèle. Ils contribuent à introduire des variations dans les données, ce qui permet de construire un modèle flexible capable de traiter des données complexes. L'initialisation des paramètres se fait via l'algorithme Glorot Uniform, ou Xavier Uniform (Glorot et Bengio 2010) et les biais sont initialement nuls.

3.1 Description de la partie encodeur du modèle

L'encodeur transforme donc l'image d'entrée dans un format plus réduit ne contenant que les informations importantes. Il est composé de cinq blocs, eux-mêmes composés de deux couches de convolutions, d'une couche de batch normalization et une couche de max-pooling. Contrairement à l'architecture U-Net originale, les couches de dropout ne sont pas implémentées et sont remplacées par les couches de batch-normalization. Toutes ces couches sont détaillées ci-après.

3.1.1 Les couches de convolution

Un produit de convolution est une opération mathématique bilinéaire et commutative, identifiée par l'opérateur $*$, entre deux matrices de même dimension. Le modèle utilise une convolution 2D (Fig. 4.3) réalisée entre une image (matrice de pixels) et une petite matrice de poids (valeurs de la matrice) de taille carrée, un kernel (matrice de convolution). Cette opération de convolution consiste à faire glisser le kernel sur toute l'image, effectuant ainsi, à chaque position (définie par le poids central du kernel), une multiplication élément par élément entre les valeurs du kernel et les pixels correspondants de l'image sous-jacente. Ensuite, ces produits sont additionnés.

$$\begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 6 & 3 & 4 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 6 & 3 & 4 \\ \hline 0 & 2 & 6 & 6 & 3 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 6 & 6 \\ \hline 1 & 0 & 2 & 1 & 0 \\ \hline \end{array} * \begin{array}{|c|c|c|} \hline 2 & -1 & -1 \\ \hline -1 & 2 & -1 \\ \hline -1 & -1 & 2 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline -2 & 17 & -9 \\ \hline -5 & 8 & 13 \\ \hline -6 & -12 & 5 \\ \hline \end{array}$$

FIGURE 4.3 – Principe de la convolution 2D entre une image de taille 6×5 et un kernel de taille 3×3 .

Toutefois, le kernel étant de taille carrée, les bords de l'image ne peuvent être traités (Fig. 4.3), c'est pourquoi la technique du zero padding est utilisée (Fig. 4.4). Elle consiste à ajouter des pixels à zéro tout autour de l'image pour permettre au kernel de traiter les pixels de bords.

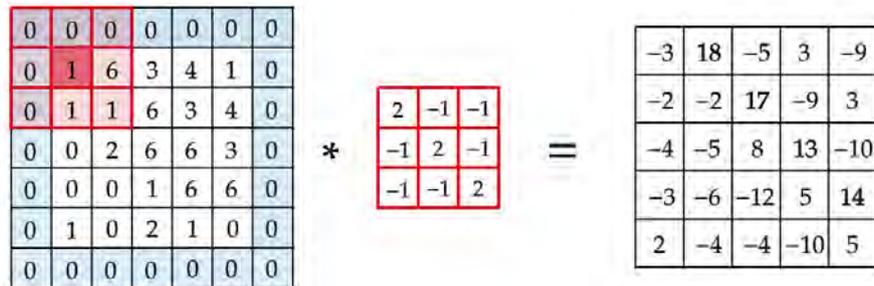


FIGURE 4.4 – Principe de la convolution 2D entre une image de taille 6×5 et un kernel de taille 3×3 avec traitement de bord (zero-padding).

La convolution 2D est appliquée à chaque canaux (bandes) de l'image d'entrée, de taille 256×256×6, et les résultats de chaque canal sont additionnés par pixel. Ce processus est répété autant de fois que de filtres spécifiés dans la couche. La taille des kernels et le nombre de filtres à utiliser sont des hyperparamètres.

Une fonction d'activation ReLU (Recitified Linear Unit, Fig. 4.5) est incluse dans les couches de convolution, elle est appliquée sur les résultats en sortie de l'opération par canaux. Cette fonction non linéaire (σ), est une fonction de maximum entre x et zéro qui retourne la variable d'entrée (x) si celle-ci est supérieure à zéro, comme un filtre passe-haut ne laissant circuler dans le modèle que les valeurs positives.

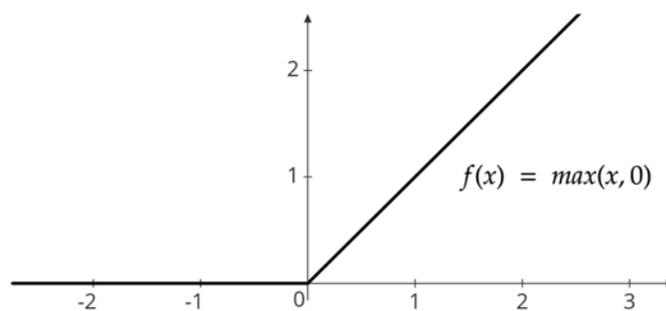


FIGURE 4.5 – Fonction d'activation ReLU.

La première couche de convolution, composée d'un certain nombre de filtres, permet d'extraire les caractéristiques simples, de bas niveau, comme des contours, des bords qui peuvent être assez similaires peu importe l'objet à segmenter. Par exemple, dans la Figure 4.3, le kernel utilisé permet d'extraire les caractéristiques diagonales de l'image. Puis plus on avance dans le modèle, plus on va extraire des caractéristiques particulières, des combinaisons de motifs complexes. Pour extraire le plus de combinaisons pertinentes possibles, il faut augmenter le nombre de filtres dans les couches de convolution. Le nombre de couches de convolution augmente au fur et à mesure que l'on avance dans le modèle, il est commun de doubler le nombre de filtres par pas de deux couches de convolution. La succession de ces couches permet donc d'extraire les informations importantes de l'image sans être influencé par sa localisation dans l'image. Par exemple, un lac à droite de l'image n'est pas plus un lac qu'un lac à gauche de l'image. Par exemple, si le nombre de filtres des deux premières couches de convolution est de 64, la dimension de l'image résultante sera $256 \times 256 \times 64$.

3.1.2 Les couches de normalisation

Après les couches de convolution vient la couche de batch normalization (normalisation par lot). Il s'agit d'une couche intermédiaire effectuant une opération de normalisation. La sortie est générée afin que sa moyenne soit proche de 0 et son écart-type de 1, en utilisant les valeurs respectives du lot d'image (batch) en entrée. Ainsi, la sortie (s) de la normalisation, d'après la documentation de Keras (Chollet et al. 2015), s'écrit :

$$s = \gamma \frac{(\text{batch} - m_{\text{batch}})}{\sqrt{\sigma_{\text{batch}}^2 + \epsilon}} + \beta \quad (4.8)$$

où γ et β sont des paramètres d'apprentissage du modèle, initialisés respectivement à 1 et 0 et ϵ est une constante initialisée à 0.001. m_{batch} correspond à la moyenne du batch et σ_{batch}^2 à sa variance.

Dans le cas des étapes d'évaluation et de prédiction, la normalisation est effectuée en utilisant la moyenne mobile des moyennes et écart-types de tous les batchs étudiés. Ces couches permettent d'améliorer les performances du modèle en remettant les données à l'échelle après les diverses modifications apportées.

3.1.3 Les couches de réduction des données

Le maximum pooling (Fig. 4.6) est une opération calculant la valeur maximum des pixels dans la fenêtre d'observation, de taille 2×2 dans notre cas. Cette opération permet

de réduire la dimension de l'image de sortie tout en étant moins sensible aux variations locales mineures et au bruit. Si l'image d'entrée a une dimension impaire, par défaut l'opération exclut les colonnes et les lignes en dehors de sa dimension lors du calcul (sans padding). Ces couches ne disposent pas de paramètres à apprendre, ce sont de simples opérations de sous-échantillonnage.

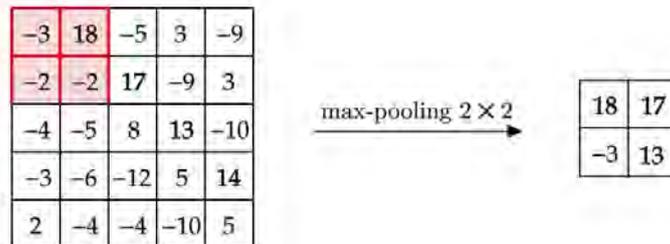


FIGURE 4.6 – Opération de max-pooling 2D (kernel de taille 2×2) sur une image de taille 5×5 .

3.2 Description de la partie décodeur du modèle

Le décodeur reconstruit une image à partir de la sortie réduite de l'encodeur ne contenant que les caractéristiques pertinentes. Il est également composé de quatre blocs, avec des couches inverses ou utilisées de manière inverse par rapport à l'encodeur. Les couches de up-sampling sont utilisées pour inverser l'opération de max-pooling. En les associant à des couches de convolution, identiques par rapport à l'encodeur, il est possible de reproduire l'opération de convolution transposée. Le processus de batch normalization reste nécessaire pour régulariser et stabiliser l'apprentissage du modèle. Enfin, un ensemble de couche appelé bloc d'attention et une couche de concaténation sont ajoutés, permettant d'établir des connexions avec les couches de l'encodeur, appelées skip connections, qui servent à relocaliser spatialement les caractéristiques extraites par l'encodeur. Les couches sont détaillées ci-après.

3.2.1 Les couches de sur-échantillonnage

Les couches de up-sampling disposent de kernels de taille 2×2 permettant d'augmenter les dimensions spatiales de l'image. Dans notre modèle c'est une interpolation au plus proche voisin qui est réalisée (Fig. 4.7), mais par défaut des zéros sont insérés.

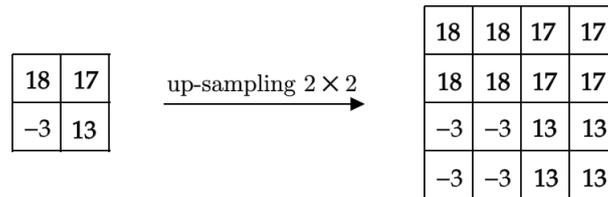


FIGURE 4.7 – Interpolation au plus proche voisin (kernel de taille 2×2) sur une image de taille 2×2 .

3.2.2 Récupération des informations de l'encodeur

En utilisant simplement les couches de up-sampling, la feature map finale créée représenterait difficilement les bonnes informations spatiales, car les informations contextuelles ne sont pas mémorisées au cours du processus. Pour faire circuler l'information, les feature maps de chaque bloc de l'encodeur sont concaténées avec celles du décodeur à l'étage correspondant. Ces connexions sont appelées skip connections et sont réalisées en concaténant des couches de l'encodeur et du décodeur (flèches dans la Fig. 4.2). L'ajout de ces connexions apporte aussi des informations inutiles contenues dans des caractéristiques de plus bas niveau. Pour éviter que le modèle ne s'attarde sur celles-ci, des blocs d'attention sont implémentés et tirés de Oktay et al. (2022). Ils sont composés de sept couches dont les opérations sont deux convolutions, une addition, une fonction d'activation ReLU, une convolution, une fonction d'activation sigmoïde et enfin une multiplication (Fig. 4.8).

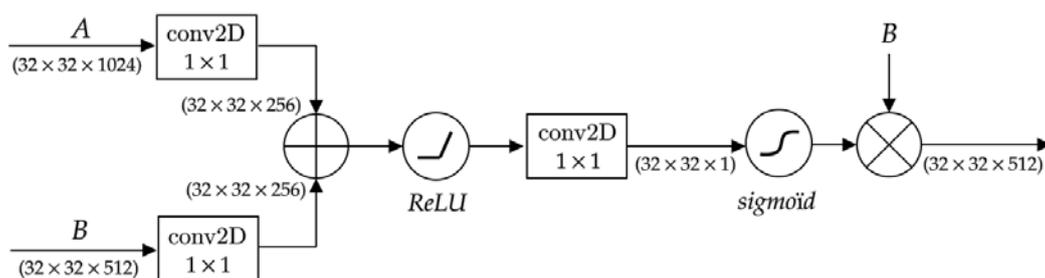


FIGURE 4.8 – Détail des opérations dans la porte d'attention. La lettre A représente la matrice à la sortie d'une des couches d'up-sampling. La lettre B représente la matrice en sortie de la couche de batch normalization de l'étage correspondant dans l'encodeur.

Les convolutions utilisent des kernels de taille 1×1 , le nombre de filtres utilisant cette convolution est divisé par quatre par rapport aux couches précédentes (256 filtres pour la première convolution dans la Fig. 4.8). Cela permet de réduire la dimension induite

par le grand nombre de filtres des couches précédentes sans appliquer de modification à l'image. La première convolution est appliquée à la sortie du batch normalization de l'étage de l'encodeur correspondant à l'étage du décodeur actuel (voir flèche dans Fig. 4.2), la feature map utilisée est de dimension $32 \times 32 \times 512$. La seconde convolution est appliquée à la sortie de la couche up sampling du décodeur, de dimension $32 \times 32 \times 1024$. Nous disposons donc de deux feature maps de même dimension ($32 \times 32 \times 256$), mais à des niveaux de caractéristiques différents dont les pixels sont ensuite additionnés. Cette opération permet de donner de l'importance aux poids regroupés, alignés.

Ce résultat passe ensuite dans une fonction d'activation ReLU pour générer un masque, puis une nouvelle opération de convolution est appliquée, toujours avec un kernel de taille 1×1 mais cette fois un seul filtre est utilisé permettant de réduire la troisième dimension. Ainsi, la feature map résultante est de taille $32 \times 32 \times 1$ et elle est de nouveau traitée par une fonction d'activation, qui cette fois-ci est une sigmoïde (Fig. 4.9), qui est une fonction de seuillage à pente douce entre 0 et 1 permettant d'éviter les sauts brusques. La sortie de cette fonction correspond au masque de poids d'attention.

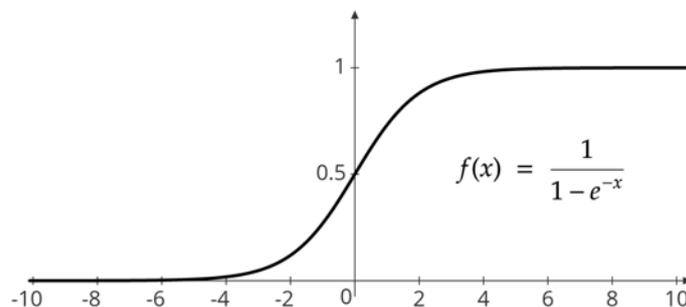


FIGURE 4.9 – Fonction d'activation sigmoïde.

Enfin, ce masque de poids et la feature map en sortie du batch normalization de l'étage de l'encodeur correspondant sont multipliées, donnant en sortie une image à la bonne échelle avec les poids spécifiant la pertinence des pixels, de la taille de celle provenant de l'encodeur ($32 \times 32 \times 512$). Après quoi la feature map en sortie de la couche up-sampling et la feature map résultante du bloc d'activation sont concaténées, comme une skip connection classique. Ces couches sont donc imbriquées entre les couches de up-sampling et les couches de convolution initialement présentes.

4 Application pour la détection des plans d'eau en Afrique de l'Ouest

4.1 Environnement de travail

Pour mettre en place cette étude, nous avons travaillé avec l'équipe du Department of Geosciences and Natural Resource Management (IGN) de l'Université de Copenhague ayant développé le CNN U-Net présenté. Nous avons donc tout d'abord utilisé un ordinateur, accessible à distance sur les serveurs de l'IGN via le logiciel AnyDesk, disposant de deux QuadroRTX 3090 GPU 24GB. Puis, nous sommes passés sur un ordinateur local pour le développement de la méthode disposant d'une QuadroRTX 5000 GPU 16GB. Pour augmenter les performances d'exécution de l'algorithme, nous avons utilisé un fonctionnement sur GPU (technologie CUDA) plutôt que sur processeur.

Le modèle CNN U-Net est disponible en open-source (Kariryaa 2020) et toutes les informations sur son utilisation sont librement accessibles. L'exécution de l'algorithme fonctionne en python (v. 3.7) via Tensorflow 2.0, sous un environnement anaconda et nécessite des bibliothèques particulières suivant les recommandations de l'auteur. La gestion du jeu de données nécessite l'utilisation d'un système d'information géographique (QGIS 3.10, GDAL tools 3.0).

4.2 Création du jeu de données et prétraitements

Les différentes méthodes de deep learning présentées dans le chapitre 2 requièrent, pour la plupart, un grand nombre de données pour l'apprentissage de leur modèle et utilisent généralement des données de terrain ou des bases de données existantes. Toutefois, des lacunes significatives ont été observées dans les bases de données existantes, en particulier en ce qui concerne un type spécifique de plans d'eau (voir chapitre 2 et 4). L'intégration de ces données aurait pu potentiellement créer un déséquilibre au sein de notre ensemble d'entraînement, menaçant ainsi la qualité des classifications de notre modèle. En ce qui concerne les données sur le terrain, malheureusement, nous ne disposons pas de données spécifiques pour la région de l'Afrique de l'Ouest, ce qui nous a contraints à générer un jeu de données sur mesure, en nous basant sur notre connaissance de la région.

Nous avons utilisé les données optiques de niveau 2A de Sentinel-2 MSI, en réflectance de surface (SRE) c'est-à-dire qui ont subi une correction des effets atmosphériques. Ces données sont fournies par le pôle de données Theia du CNES (2020). Les bandes

spectrales B2, B3, B4, B8, B11 et B12 (Table 2.1) sont utilisées au cours de cette étude. Ces images ont une résolution de 10 à 20 mètres selon les bandes. Les données sont distribuées sous forme de tuile de taille $110 \times 110 \text{ km}^2$, environ tous les cinq jours depuis 2017 (et 10 jours de 2015 à 2017). Pour cette étude, nous avons sélectionné les images les moins nuageuses possibles.

Ces images nécessitent un prétraitement, car elles sont fournies dans un format différent du format demandé par le modèle. Il faut notamment regrouper les bandes spectrales dans un seul et même raster au format tif. De plus, certaines tuiles sont divisées en deux (horizontalement ou verticalement) et nécessitent d'être fusionnées. Il est également nécessaire de réaliser un ré-échantillonnage par méthode du plus proche voisin sur les rasters des bandes à 20 m de résolution, de manière à obtenir uniquement des rasters à une résolution de 10 m, assurant ainsi une uniformité des données en entrée. Pour les tests de configurations et les post-traitements (voir Section 1 en chapitre 5) l'indice MNDWI (Table 2.2) est calculé et ajouté en tant que nouveau canal au raster fusionné.

Les images sont fournies avec une projection UTM, malheureusement l'algorithme, tel qu'il est codé aujourd'hui, ne prend pas en compte les données d'entraînement si elles ont une projection dans des zones UTM différentes. Pour ne pas appliquer de transformations sur les données d'entrées, nous nous ajoutons une contrainte dans la sélection des données d'entraînement qui doivent se situer dans la même zone UTM, soit UTM30 dans notre cas.

Nous avons délimité 251 polygones de lacs, mares et réservoirs répartis entre sept tuiles Sentinel-2 (Fig. 4.10) de différentes dates. Parmi ces polygones, 181 sont utilisés pour l'entraînement et la validation et 70 pour le test. Cela représente 130 imageries pour le modèle (120 + 10). Nous avons porté une attention particulière à créer un jeu de données hétérogène en intégrant des plans d'eau de taille et forme variables et des types d'eau différents afin de s'assurer que le modèle puisse voir la diversité des plans d'eau de la région, même avec un jeu de données limité (Fig.4.11).

Toutefois, en dépit de nos tentatives pour créer un jeu de données de test varié, notre ensemble de polygones reste limité en nombre et diversité. Par conséquent, il est impératif d'aborder les résultats de cette étude avec prudence.

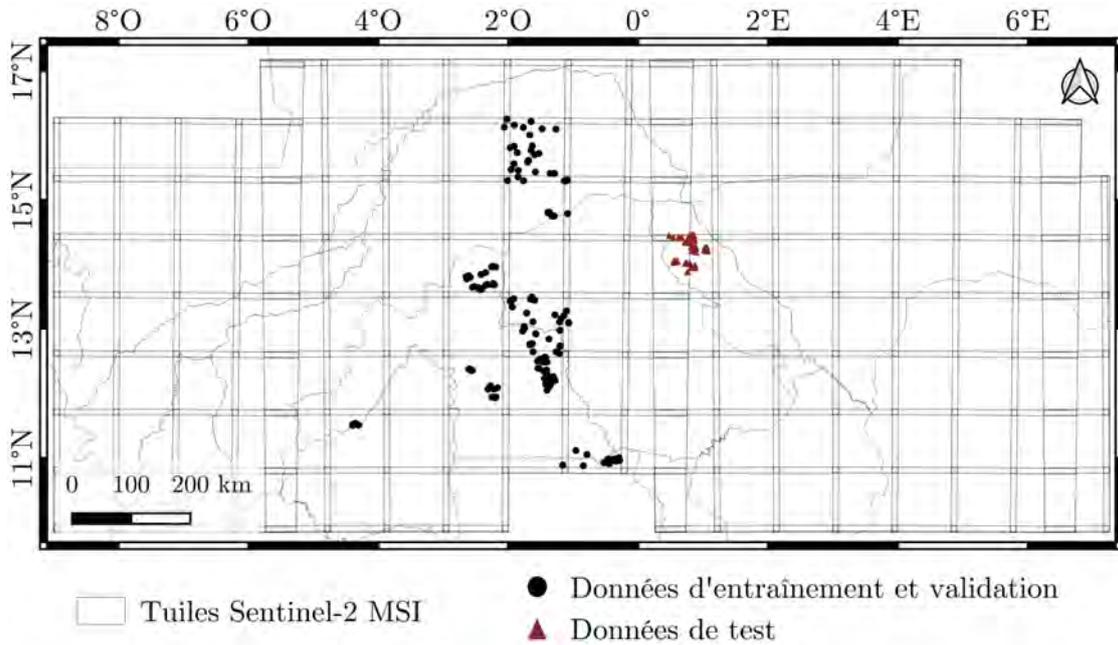


FIGURE 4.10 – Localisation des données d'apprentissage (points noirs) et d'évaluation (triangles rouges) ainsi que des tuiles Sentinel-2 MSI couvrant la zone d'étude.

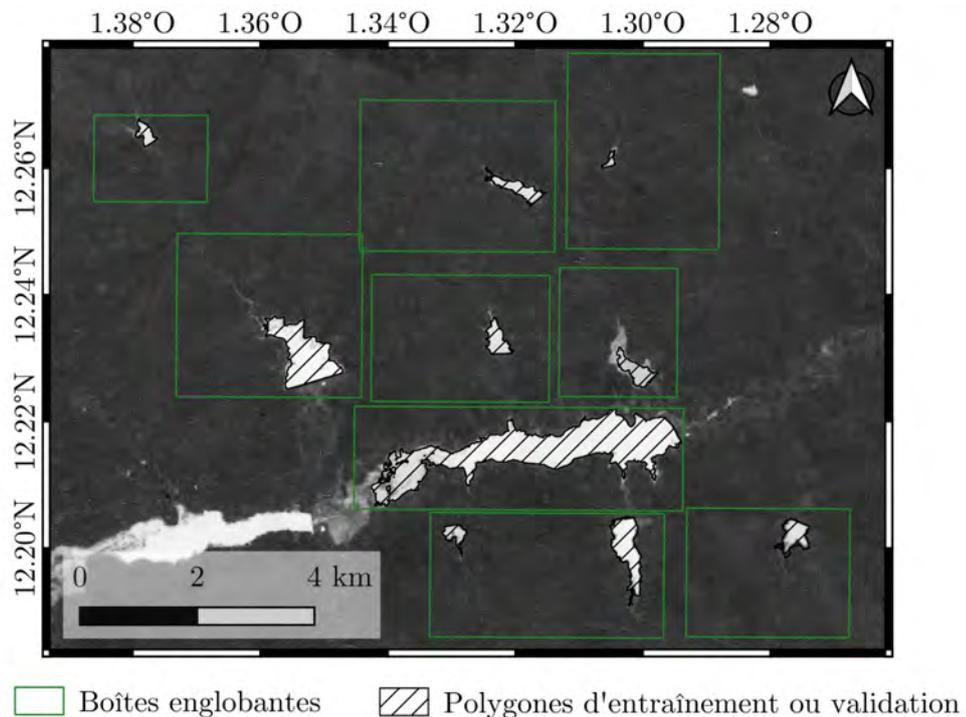


FIGURE 4.11 – Exemple de données d'apprentissage pour une petite zone du Burkina Faso. En noir les polygones d'entraînement ou de validation et en vert les boîtes englobantes (fond de carte : MNDWI sur Sentinel-2 MSI).

4.3 Configuration du modèle

Les hyperparamètres du modèle à initialiser avant de commencer un processus d'apprentissage sont nombreux. Certains ont déjà été présentés préalablement (fonction perte, optimiseur). Les hyperparamètres ont une valeur par défaut définie dans le cadre de l'étude de Brandt et al. (2020). Pour modifier et adapter certaines de ces valeurs à notre cas d'étude, nous nous basons sur la littérature existante sur des sujets similaires et sur des tests systématiques que nous réalisons.

4.3.1 Les configurations des études similaires

Pi et al. (2022) réalisent une étude globale des eaux de surfaces avec le même modèle CNN U-Net de Brandt et al. (2020). Toutefois, eux ont opté pour l'utilisation de la base de données GSWO (Pekel et al. 2016), qui est issue des données Landsat, ainsi que d'HydroLakes (Messenger et al. 2016) comme jeu de données d'entraînement. Ce choix leur a permis de générer une classification des eaux de surface similaire à une vectorisation des données GSWO. La fonction perte utilisée est aussi Tversky avec les paramètres α et β à 0.5, et l'optimiseur AdaDelta. Du fait de l'aspect global de l'étude, ils ont fait le choix d'un patch de taille 512×512 pixels avec un batch de taille 16. L'apprentissage a duré 250 cycles avec 700 étapes. Également à l'aide d'un CNN U-Net, Wu et al. (2020) utilisent les données Landsat, auxquelles sont ajoutées les données radar de Sentinel-1 pour détecter les lacs en zone glaciaire. De la même façon, la fonction Tversky est utilisée, mais dans cette étude, les paramètres α et β sont à 0.2 et 0.8, respectivement, avec l'optimiseur Adam. Parmi d'autres études sur les eaux glacées (Qayyum et al. 2020; Dirscherl et al. 2021; Xu et al. 2023), avec des données Sentinel-1, Sentinel-2 ou PlanetScope, d'autres configurations sont proposées, comme des fonctions pertes Binary Cross Entropy et Binary Dice Loss, l'optimiseur AdaMax, des entraînements sur une centaine de cycles, des patches de 256×256 pixels sont également utilisés. Enfin, des processus d'augmentation de données sont proposés, ce qui permet de gonfler le jeu de données d'entraînement en réalisant des transformations de rotation, miroir et décalage des données labellisées.

4.3.2 Évolution des performances du modèle et ajustements

Les données de validation sont utilisées pour sauvegarder le meilleur modèle toutefois elles permettent aussi de diagnostiquer les performances du modèle au cours de l'entraînement et d'adapter la configuration en fonction. À travers les courbes des fonctions pertes calculées pendant l'entraînement (training loss) et la validation (validation loss), il est possible d'évaluer le comportement du modèle.

Si celui-ci n'a pas les capacités nécessaires pour s'entraîner sur les données fournies, on parlera d'underfitting. Cela se traduit par une courbe coût d'entraînement avec une valeur élevée et relativement constante. On parle aussi d'underfitting quand l'entraînement est stoppé avant que le modèle n'ait atteint ses performances maximales, ce qui se traduit par une courbe qui continue de décroître à la fin de l'entraînement. À l'inverse, l'overfitting correspond à un phénomène de sur-apprentissage, c'est-à-dire que le modèle s'est entraîné trop spécifiquement, celui-ci n'arrivera donc pas à généraliser à de nouvelles données. Cela peut arriver si le modèle est trop complexe par rapport aux données ou qu'il est entraîné pendant trop longtemps. Dans ce cas, la courbe des données d'entraînement va continuer à baisser alors que celle des données de validation qui avait commencé à baisser, va finir par re-augmenter. Pour obtenir un bon apprentissage (Fig. 4.12 a.), nous avons décidé de fixer 100 cycles d'apprentissage qui semble être la limite avant le sur-apprentissage.

Il est aussi possible d'évaluer si les données d'entraînement et de validation sont adaptées. Pour cela, on regarde aussi les courbes de coût, si les deux courbes montrent une baisse (amélioration du modèle) mais qu'il reste un écart entre les deux et que la valeur de la fonction perte d'entraînement reste plus élevée, cela signifie que les données de validation sont plus faciles à classer que le jeu de données d'entraînement (Fig. 4.12 b.). À l'inverse, si c'est la courbe de validation qui est la plus élevée, alors c'est le jeu de données d'entraînement qui n'est pas adapté (Fig. 4.12 c.), il n'a pas assez d'exemples différents, cela ne permet pas au modèle de s'entraîner. Enfin, dans le cas où tout se passe bien, les deux courbes doivent diminuer jusqu'à se rapprocher (Fig. 4.12 a.).

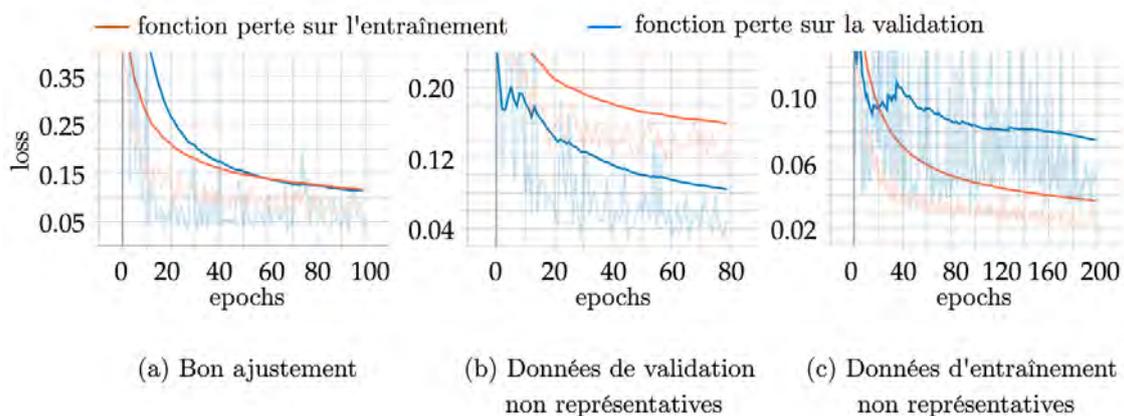


FIGURE 4.12 – Courbes de la fonction perte (loss) sur les données d'entraînement (en orange) et de validation (en bleu) en fonction des cycles (epochs). (a-c) Exemple de scénarios d'évolution des performances du modèle rencontrés.

Pour parvenir à avoir des jeux de données de validation et d'entraînement adaptés,

nous avons essayé plusieurs combinaisons de polygones et plusieurs types d'augmentation de données (voir ci-après), nous avons gardé la configuration fournissant les meilleures performances.

4.3.3 Les hyperparamètres associés à la gestion des données

Plusieurs hyperparamètres contrôlent comment les données sont gérées par le modèle. La taille du patch (patch size, en anglais) et la taille du batch (batch size) en font partie.

Des fenêtres (patches) glissantes, sont générées à l'intérieur des imagerie avant le traitement. Cette taille va dépendre de la taille des objets observés. Dans notre cas, nous avons des échelles spatiales bien différentes avec de très grands lacs comme le lac de Kainji au Nigéria d'une superficie d'environ 1243 km² jusqu'à des mares très petites d'une superficie de 2000 m². Si cette fenêtre est trop petite et n'inclut par conséquent pas de pixels d'eau et de sol de façon récurrente, ou à l'inverse si elle est trop grande et que le sol est trop présent, l'entraînement sera moins efficace. De plus, les grands lacs nécessiteraient une grande fenêtre, mais nous risquons de moins voir les petites surfaces en eau. En revanche, en utilisant une fenêtre plus petite, il serait difficile d'identifier le centre des grands lacs, car un patch qui ne contient que de l'eau aurait du mal à extraire des caractéristiques significatives.

Cette différence d'échelle nous amène à tester deux tailles de patch différentes : 512×512 pixels ou 256×256 pixels (soit 5120×5120 m). Il n'est effectivement pas possible de proposer plus que 512 pixels en raison des performances insuffisantes de l'ordinateur. Deux tests ont été effectués et comparés (Fig. 4.13) afin de faire un choix parmi ces deux tailles.

L'apport d'un patch plus grand n'est pas évident, malgré un F1 score de 94.6 %. En effet, le centre de certains grands lacs est mieux détecté, mais beaucoup d'entre eux restent partitionnés malgré tout. Du fait de l'apport limité d'un patch de 512×512 pixels par rapport à un patch de 256×256 pixels alors que ce premier demande bien plus de performance de traitement à l'ordinateur, le choix de la taille du patch s'est porté sur 256×256 pixels. Les trous observés avec ces patches sur les grands lacs peuvent être corrigés en post-traitement.

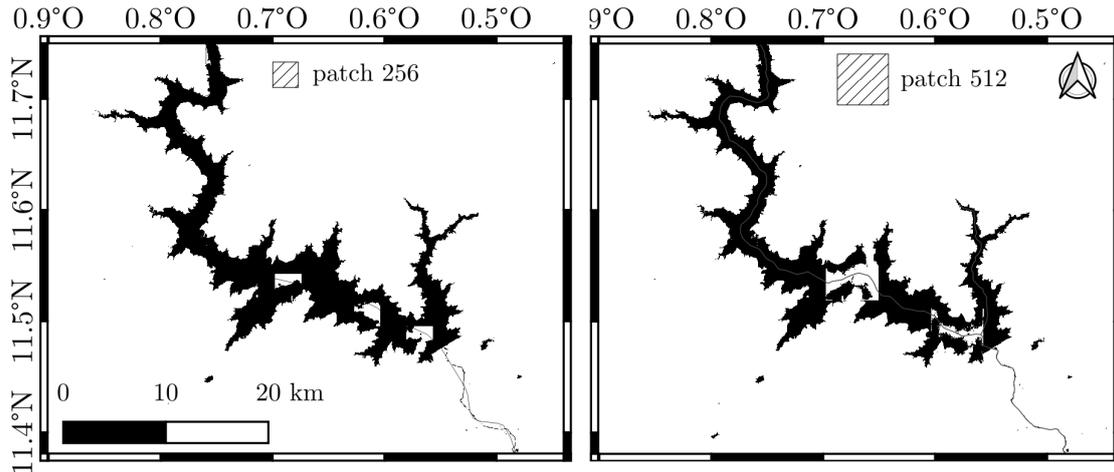


FIGURE 4.13 – Exemple de prédictions obtenues avec un patch de taille 256 et 512, sur le lac de Bagré au Burkina Faso (en noir les pixels d'eau).

La taille du batch quant à elle représente le nombre d'images que le modèle doit traiter ensemble. Le modèle verra donc plusieurs batches (1 batch = 1 étape, step) avant de finir un cycle (epoch). La valeur de la taille du batch dépend de la taille des patches fixée, plus la taille des patches est grande moins d'images pourront être traitées en même temps. Dans notre cas, nous fixons le batch size à 16 pour un patch de 256×256 pixels, au-delà les capacités de l'ordinateur sont dépassées. Finalement, la taille du batch et le nombre total d'images d'entraînement jouent sur le nombre d'étapes (training steps) que le modèle doit réaliser avant de finir un cycle :

$$\text{training steps} = \frac{\text{nombre d'images d'entraînement}}{\text{taille du batch}} \quad (4.9)$$

Le nombre de cycles est quant à lui initialement fixé à 100 et sera modifié si nécessaire, au vu de l'évolution des performances du modèle au cours de l'entraînement.

D'autres hyperparamètres plus spécifiques au modèle doivent être initialisés tels que la proportion de normalisation. Cette normalisation est effectuée lors de la génération des données d'entraînement, validation et test, et est différente de celle des couches de normalisation. Il s'agit d'un paramètre permettant de choisir la probabilité de normaliser chaque image au patch ou à l'image. Si le paramètre de normalisation est à 0 la normalisation se fait pour 100 % des données sur le patch, mais si celui-ci ne comporte que de l'eau alors des artefacts seront générés au contraste. À l'inverse, avec une valeur de 1, la normalisation est appliquée pour 100 % des données sur l'image, cela apporte moins de contraste, donc potentiellement moins de faux positifs, mais certaines caractéristiques risqueraient de ne pas être détectées. Nous fixons donc la proportion de normalisation à 0.5.

4.3.4 Augmentation des données d'entraînement

Ne disposant pas d'un grand nombre de lacs en entraînement, nous avons appliqué une technique d'augmentation de données, appelée "data augmentation" en anglais. Quelques méthodes sont déjà implémentées dans le modèle et sont personnalisables dont les rotations horizontale et verticale (flip horizontal, flip vertical), le recadrage (crop), la modification de contraste (contrast) et la transformation affine (distortion).

Plusieurs tests m'ont amené à conclure que les fonctions provoquant le moins de transformation étaient les plus pertinentes et que le nombre de fonctions activées était le paramètre le plus important, car celui-ci permet d'augmenter considérablement le jeu de données d'entraînement. Dans notre cas, nous appliquerons des transformations miroirs sur 50 % des images dans un sens et 50 % dans un autre, des rotations, des changements de taille et des translations et avec une probabilité de 50 % des transformations affine et de perspective. Le jeu de données est donc multiplié environ par huit.

4.3.5 Choix des combinaisons spectrales

Parmi les paramètres configurables, le choix des bandes spectrales utilisées par le modèle est très important. Les bandes NIR, SWIR et verte sont connues pour être discriminantes pour l'eau même turbide et avec de la végétation. Des tests (Table 4.1 et Fig. 4.14) sur des associations de bandes, avec cette connaissance a priori, nous ont permis de choisir les bandes spectrales (Table 2.1) : rouge (B2), vert (B3), bleu (B4), NIR (B8), SWIR1 (B11), SWIR2 (B12). Dans notre analyse des tests, nous apportons plus d'attention aux faux négatifs qu'aux faux positifs, car ces derniers pourront en grande partie être filtrés par les post-traitements, mais qu'en revanche, il nous est impossible de rajouter des pixels qui n'ont pas été identifiés.

	B2,B3,B4,B8 B11,B12	B2,B3,B4	B8,B11,B12	B3,B11,B12
FP (%)	0.2348	0.7391	0.6793	0.1976
FN (%)	0.2032	0.1969	0.2427	0.2139
TP (%)	7.0983	6.5158	6.1357	4.7537
TN (%)	92.4636	92.5482	92.9423	94.8348
F1 score (%)	97.0	93.3	93.0	95.8

TABLE 4.1 – Résultats des métriques des différents tests de combinaison de bandes spectrales.

En plus de l'analyse quantitative réalisée grâce aux métriques, nous réalisons une analyse qualitative (Fig. 4.14) afin de vérifier la capacité du modèle à détecter les plans d'eau avec de la végétation.

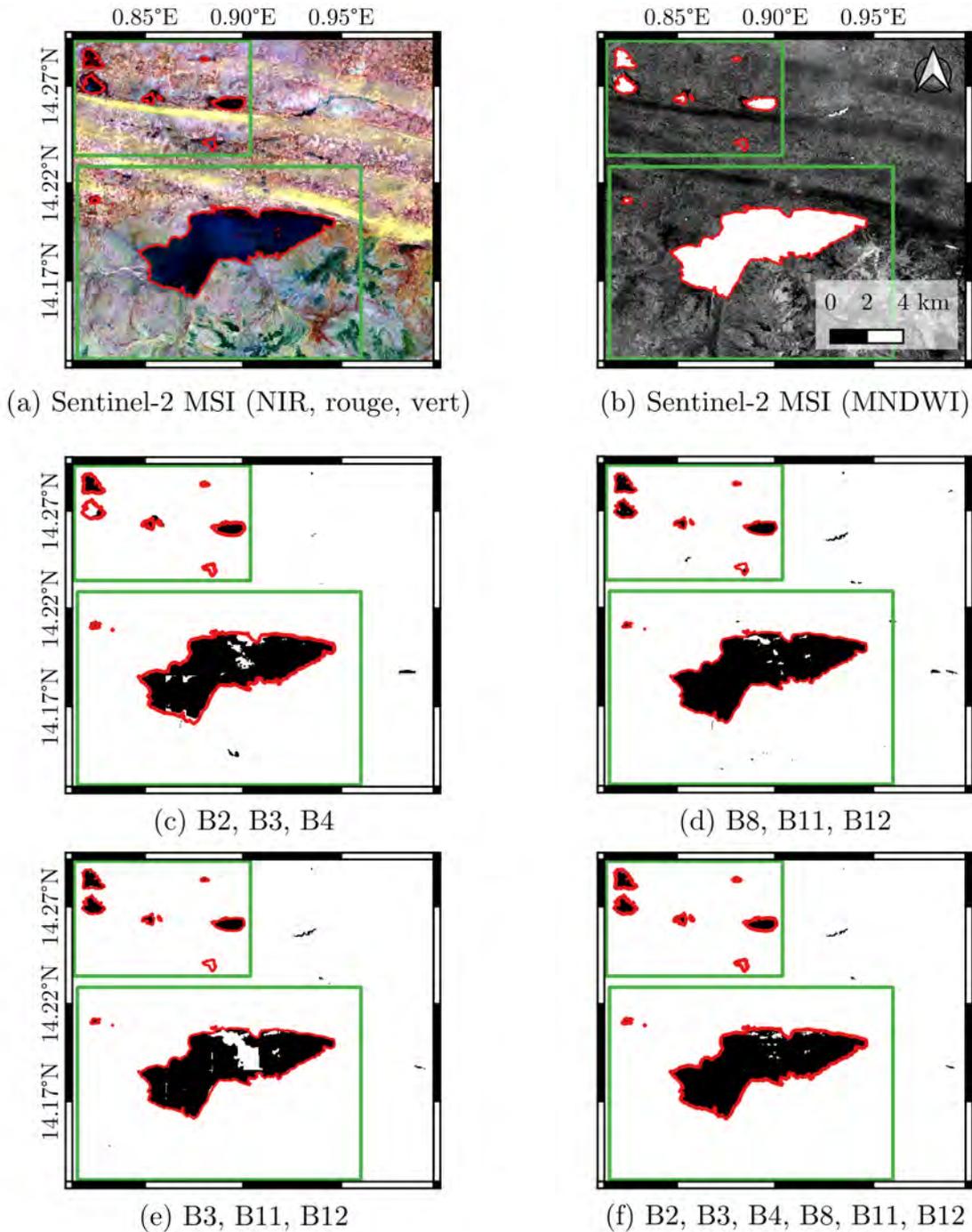


FIGURE 4.14 – (a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs d'une zone de test au Niger et (b) MNDWI. (c-f) Prédications obtenues par différents essais de combinaison de bandes spectrales. En rouge les polygones d'évaluation, en vert les boîtes englobantes et en noir les pixels d'eau identifiés par le modèle pour la combinaison de bande décrite.

En utilisant simplement les bandes RGB (B2, B3 et B4), le modèle arrive difficilement à identifier les plans d'eau avec de la végétation dans leur totalité, les petits plans d'eau sont ratés et beaucoup de faux positifs apparaissent (Fig. 4.14 c.). L'utilisation des bandes SWIR (B11 et B12) seules et des bandes infrarouges seules (B8, B11, B12) ne montrent pas de résultats satisfaisants (Fig. 4.14 d.). Quelques plans d'eau ne sont pas bien formés malgré une meilleure identification des plans d'eau végétalisés, l'infrarouge permet de diminuer le nombre de faux positifs, mais augmente les faux négatifs ce qui est plus problématique. En utilisant les bandes qui sont généralement combinées, comme dans l'indice MNDWI (B3, B11, B12), on observe une amélioration globale des résultats, sauf pour les plans d'eau avec de la végétation aquatique et arborée (Fig. 4.14 e.).

Tous ces tests donnent des résultats inférieurs comparés à la combinaison visible et infrarouge (B2, B3, B4, B8, B11, B12) où nous arrivons à trouver un équilibre entre faux positifs et faux négatifs (Fig. 4.14 f.). D'autres nombreux tests sur différentes associations ont été réalisés et étaient encore moins concluants. Par exemple, en ajoutant la bande contenant le MNDWI cela génère de nombreux faux positifs pour une amélioration globale par rapport aux autres configurations trop faible.

4.3.6 Hyperparamètres de prédiction

Quelques hyperparamètres sont également disponibles pour réguler le processus de prédiction du modèle. Les images fournies en entrée du CNN U-Net suivent le même parcours que présenté dans la Section 3 avec les poids des couches fixés par l'entraînement.

En prédiction, les images sont balayées par une fenêtre glissante (patch). Ces images étant de même dimension que celles fournies à l'entraînement, nous gardons la même taille de patch qu'à l'entraînement. Il est également possible de choisir le pas de déplacement des patches, afin de les faire se chevaucher (pas inférieur à 256) ou non (pas égal à 256). Lorsqu'un chevauchement est appliqué (par exemple avec un pas de 128) en utilisant l'opérateur maximum (opérateur OU) pour les scènes vues plusieurs fois, cela conduit à la génération de nombreux faux positifs puisque des erreurs de commission ont deux fois plus de chance d'être générées malgré deux fois plus de chance d'avoir moins d'erreurs d'omission. Ainsi, nous avons choisi de ne pas appliquer de chevauchement. Notons aussi qu'une normalisation sur les patches est appliquée. Les données d'entraînement étant également normalisées, cette opération est nécessaire, mais discutable, car elle entraîne la génération de détails se confondant avec la forme des plans d'eau.

Les prédictions pourraient être réalisées sur plusieurs images en même temps, mais en raison des capacités limitées du GPU, nous devons traiter les images une par une. Cependant, cela n'ajoute que du temps de calcul supplémentaire, ce qui n'est pas un problème majeur, car ce processus traite déjà une image en 2 minutes.

5 Résumé de la configuration et discussions

Le modèle, pour son application aux plans d'eau de la région soudano-sahélienne, a été configuré avec les hyperparamètres suivants (Table 4.2) :

Hyperparamètres	Valeur
Bandes spectrales	RGB, NIR, SWIR1 et SWIR2
Taille de patch	(256×256)
Fonction perte	Tversky
α et β de Tversky	(0.5, 0.5)
Optimiseur	AdaDelta
Taille de batch	16
Cycles	100
Étapes d'entraînement	60
Proportion de normalisation	0.5

TABLE 4.2 – Principaux hyperparamètres de la configuration finale du modèle.

Cette configuration nous amène à obtenir un modèle après 1h22 d'entraînement (QuadroRTX 5000 GPU 16GB) proposant un F1 score de 97.0 %, un kappa de 96.7 % et une accuracy de 99.6 %.

La mise en place de l'algorithme CNN U-Net pour une application sur les plans d'eau en Afrique de l'Ouest a nécessité une adaptation des paramètres du modèle. Malgré une limitation matérielle et de données, la configuration obtenue via les différents tests et en prenant en compte la littérature et nos connaissances de la région donne déjà des résultats satisfaisants.

Toutefois, cette configuration est spécifiquement adaptée à notre contexte, ce qui limite sa généralisation à d'autres régions du monde. Un test effectué en France a clairement illus-

tré ces limitations (voir Fig. 4.15). Pour rendre le modèle généralisable, une approche de transfert d'apprentissage (transfer learning) pourrait être envisagée, impliquant l'entraînement d'un nouveau modèle en tirant parti des connaissances acquises par notre modèle.

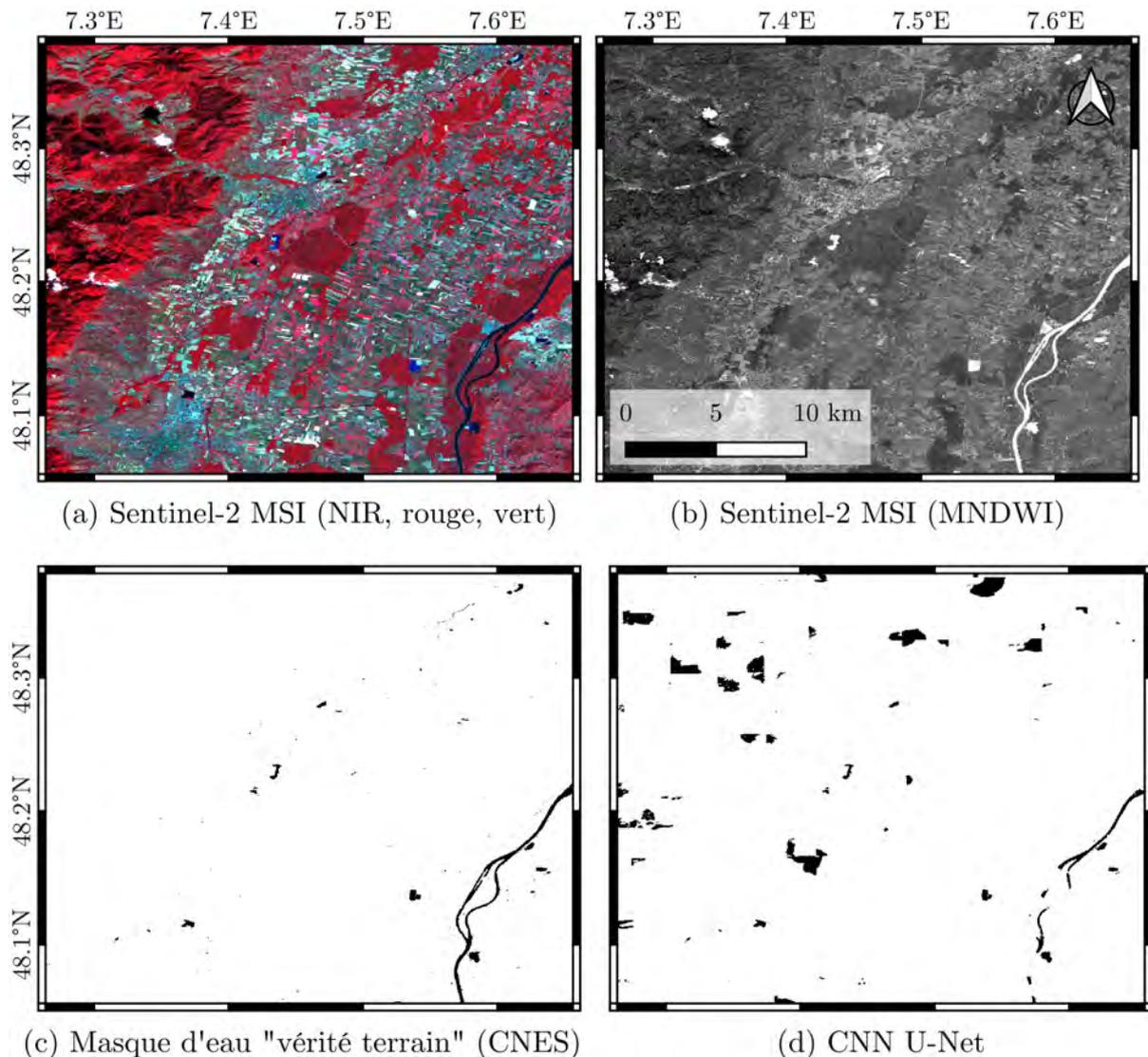


FIGURE 4.15 – (a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs d'une zone située en France, sur la tuile T32ULU et (b) MNDWI. (c) Masque d'eau du CNES (Peña-Luque et al. 2019) obtenu par algorithme supervisé (ALCD) qui vaut comme vérité terrain et (d) prédiction de notre modèle, avec en noir les pixels d'eau.

Dans le cadre de cette étude, Wassim Chakroun, en stage au sein de notre équipe, a entrepris des analyses visant à déterminer les valeurs des hyperparamètres et à formuler des recommandations pour améliorer le modèle. Dans un premier temps, il a identifié certaines particularités du modèle en utilisant la méthode Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM, Selvaraju et al. 2020). Cette technique identifie les parties

de l'image qui ont amené le CNN à sa décision finale, en produisant des cartes thermiques de degré d'intérêt. Cela a permis de voir que le modèle accorde une attention particulière aux zones homogènes au sein d'un environnement contrasté (Fig. 4.16).

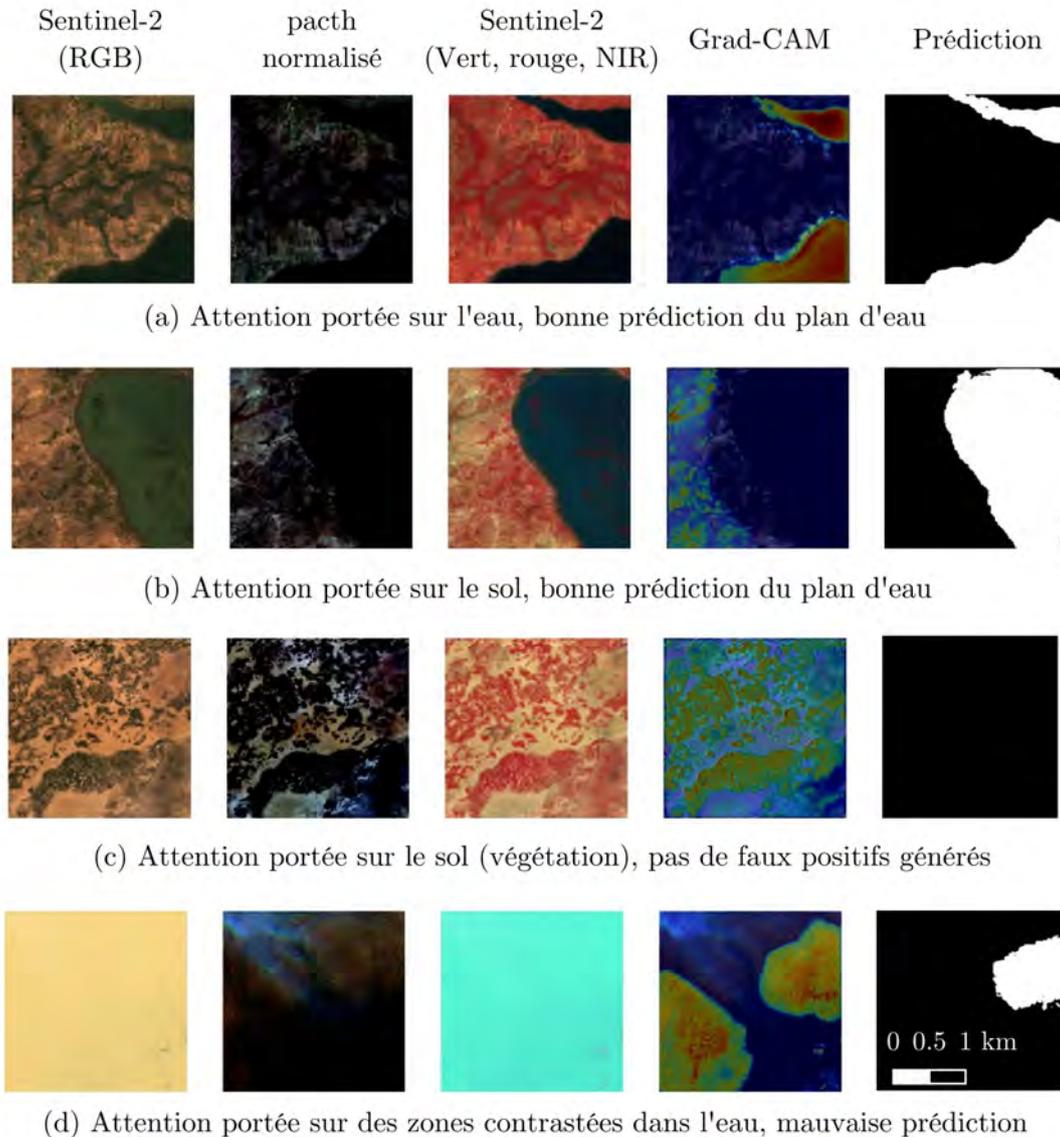


FIGURE 4.16 – (a-d) Différents exemples de scènes sur les images Sentinel-2 MSI en (RGB, RGB normalisé et fausses couleurs) avec les résultats obtenus par Grad-CAM et les prédictions associées (en blanc les pixels d'eau). L'intérêt est quantifié à travers une représentation thermique où les zones fortement intéressantes pour le modèle sont affichées en rouge, tandis que les zones moins pertinentes apparaissent en bleu. Crédit : Wassim Chakroun.

Parfois, le modèle se focalise sur les zones homogènes entourées de sol (Fig. 4.16 a.), parfois ce sont les détails fortement contrastés du sol par rapport à cette zone homogène qui attire son attention (Fig. 4.16 b. et c.). Si toute la scène représente une

zone homogène, ce qui arrive lorsque le patch tombe au milieu de l'eau, la normalisation peut provoquer l'apparition de détails peu visibles par le modèle initialement (Fig. 4.16 d.), qu'il prendra en compte, risquant de biaiser l'apprentissage. Dans le cas où ces détails ne sont pas très contrastés, le modèle ne portera aucune attention et ne détectera rien. Ces observations remettent en question notre hypothèse initiale selon laquelle les rives joueraient un rôle significatif.

Ces conclusions ouvrent la voie à des pistes d'amélioration. Par exemple, pour une meilleure prise en compte des zones homogènes dans la détection, il serait intéressant d'explorer l'application d'une technique d'attention par bande (channel-wise attention) afin de se concentrer sur les bandes les plus pertinentes pour ces zones. De plus, étant donné la sensibilité du modèle au facteur de normalisation, il serait pertinent de rechercher la valeur optimale de ce paramètre pour affiner les performances.

Dans un second temps, Wassim a également optimisé certains hyperparamètres, en utilisant la technique Optuna (Akiba et al. 2019). Il a ainsi mis en évidence l'impact du taux d'apprentissage initial dans l'optimiseur AdaDelta. Contrairement à certaines méthodes, AdaDelta n'exige pas la spécification d'un taux d'apprentissage puisqu'il est mis à jour automatiquement. Néanmoins, il requiert un taux initial, et selon la documentation (Chollet et al. 2015), il est recommandé de lui attribuer une valeur initiale relativement élevée, ce que nous avons fait en le fixant à 1. Cependant, une optimisation basée sur 100 essais a démontré des variations significatives du taux d'apprentissage initial, et a montré que de meilleures performances étaient atteintes avec un taux de 0.174, remettant ainsi en question les recommandations de la documentation. Il serait intéressant d'explorer les raisons qui peuvent favoriser l'utilisation d'un taux initial plus bas.

Ces travaux d'optimisation des hyperparamètres ont également mis en lumière une corrélation entre la proportion de normalisation et les coefficients de Tversky (α et β). Les coefficients influent sur l'importance donnée aux faux positifs et faux négatifs. Une faible proportion de normalisation, qui implique une normalisation plus importante des patches, tend à générer davantage de faux positifs, à l'inverse, une proportion élevée introduit davantage de faux négatifs, ce qui demande des ajustements des coefficients en conséquence pour compenser ces effets. Par conséquent, le choix des coefficients et de la proportion de normalisation se fait conjointement et dépend des priorités spécifiques de l'application, dans notre cas, nous cherchons à minimiser les faux négatifs.

Nous n'avons cependant pas encore découvert un modèle nettement supérieur au modèle décrit, les ajustements réalisés pendant l'optimisation ayant conduit à des performances similaires. L'application de ce modèle dans le chapitre suivant nous permettra de mettre en évidence de nouveaux aspects grâce à des analyses qualitatives, ce qui pourrait remettre en question les données et configurations présentées dans ce chapitre.

Distribution et typologie des plans d'eau en Afrique de l'Ouest avec un CNN U-Net

Dans le chapitre 4, nous avons exposé le processus d'apprentissage d'un modèle de réseau de neurones à convolution (CNN) à architecture U-Net, ainsi que sa configuration spécifique (Table 4.2) pour son application en Afrique de l'Ouest, dans le but d'extraire les plans d'eau. Dans ce chapitre, nous le mettons en pratique sur des images de fin de saison sèche et de fin de saison des pluies, sur une vaste étendue de l'Afrique de l'Ouest. Nous détaillons les étapes de post-traitements qui nous ont amenés à obtenir des masques d'eau pour ces deux dates et nous présentons les résultats que nous pouvons en tirer. Cette étude nous offre l'opportunité d'enrichir notre compréhension des questions soulevées dans les chapitres 1 et 2, notamment en ce qui concerne le nombre de plans d'eau dans la région, leur distribution en termes de taille et de typologie. Nous cherchons également à évaluer la capacité du modèle CNN U-Net à identifier les plans d'eau avec de la végétation et à gérer la diversité des plans d'eau de la région à différentes dates.

1 Description des étapes de post-traitements

1.1 Choix des données Sentinel-2 MSI

La zone de prédiction est définie entre 10°N et 17°N et entre 8°O et 7°E , ce qui représente 159 tuiles Sentinel-2 MSI de 110×110 km (Fig. 4.10). Afin d'étudier au mieux la variabilité des plans d'eau de la région, notre objectif est de générer des masques représentant les niveaux maximum et minimum surface en eau. Les ensembles de données Sentinel-2 MSI dont nous disposons couvrent la période allant de juin 2015 à juillet 2022. Au sein de cette plage temporelle, l'année 2020 se distingue par le cumul annuel maximum de précipitations enregistré à 751.05 mm, tandis que l'année 2017 présente le cumul minimal, avec 626.20 mm (Fig. 1.2). Pour obtenir un masque correspondant au mieux au niveau maximal de surface, nous exploitons les données de novembre 2020, immédiatement après la saison des pluies. Pour s'approcher du niveau minimal, nous nous basons sur les données de mars 2018 qui marque la fin de la saison sèche après la période des pluies de 2017. Les précipitations peuvent être différentes à l'échelle locale, ce qui signifie que par endroits il se peut que ce ne soient pas le maximum et minimum d'eau (Fig. 1.8). La fin de la saison sèche diffère entre le sud et le nord de la région, les plans d'eau peuvent donc encore diminuer et même s'assécher après le mois de mars. Malgré une

surestimation du minimum d'eau, les deux dates utilisées dans cette étude permettent de bien prendre en compte la variabilité saisonnière et interannuelle des plans d'eau.

1.2 Traitements raster

Le modèle génère les prédictions tuile par tuile, au format raster avec des valeurs à 1 pour l'eau et 0 pour le reste. À partir de ces masques d'eau, plusieurs étapes de post-traitement sont effectuées (Fig. 5.1) avec python 3.7, QGIS 3.4 et GDAL tools 2.4.

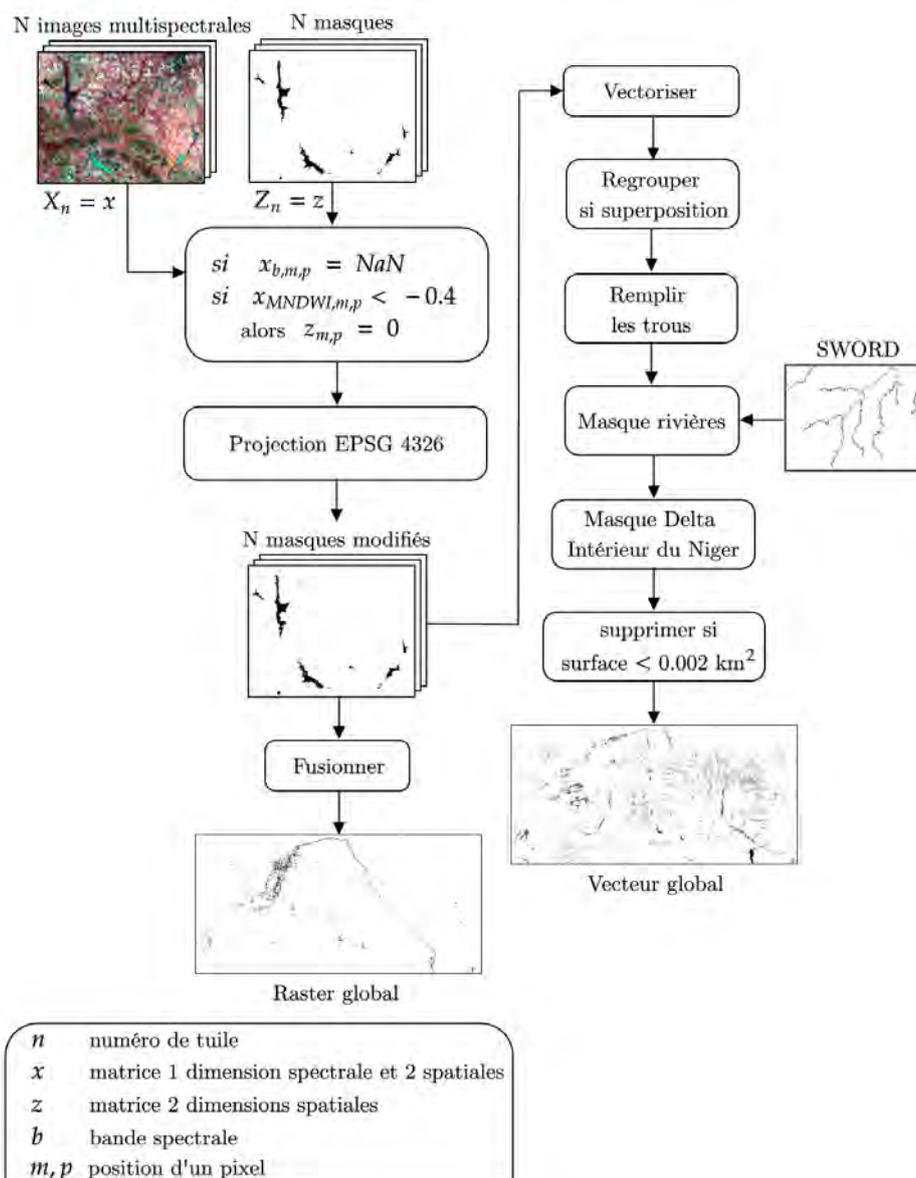
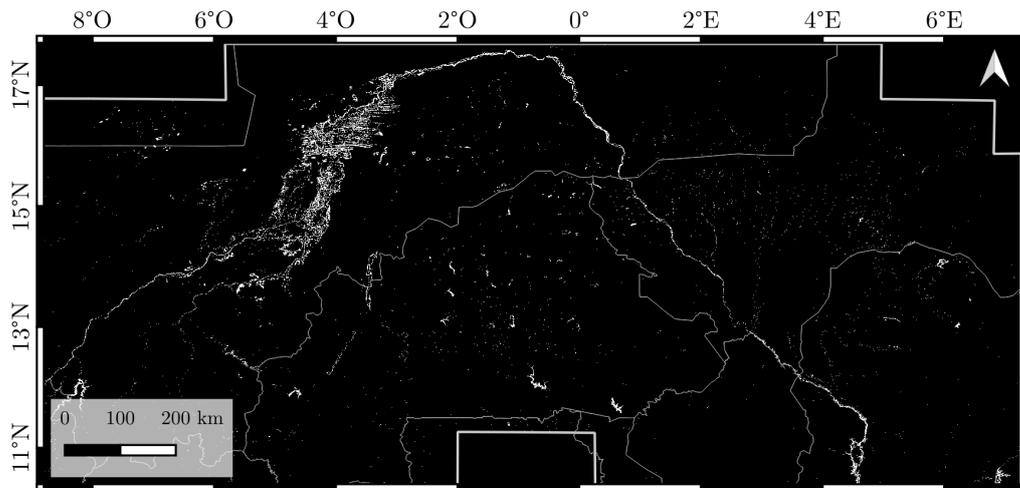
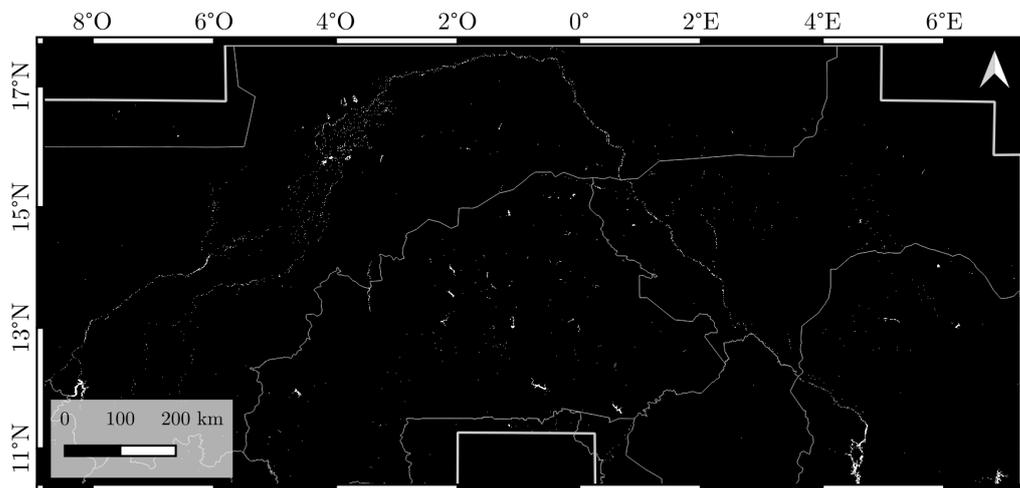


FIGURE 5.1 – Processus de post-traitement pour générer le masque d'eau global raster et le masque vecteur.

Les masques sont tout d'abord filtrés par seuillage sur le MNDWI (calculé sur les images originales en prétraitement, voir Section 4.2 en chapitre 4). Le seuil est fixé à -0.4 , ce qui permet de supprimer certains faux positifs isolés. Les pixels qui étaient auparavant sans données, en raison de divers facteurs, ne sont désormais plus marqués comme tels. Par conséquent, à l'aide des images initiales, il est impératif d'identifier à nouveau ces pixels sans données et de leur attribuer une valeur de zéro. Ensuite, les masques, initialement en projection UTM, sont reprojétés en EPSG 4326 afin de les fusionner. Une fois la fusion effectuée, nous disposons d'un raster global de masque d'eau (Fig. 5.2) pour chaque date (novembre 2020 et mars 2018).



(a) Prédiction en novembre 2020



(b) Prédiction en mars 2018

FIGURE 5.2 – Masques d'eau obtenus par CNN U-Net sur la zone d'étude au Sahel central (10°N - 17°N , 8°O et 7°E) en (a) novembre 2020 et (b) mars 2018. En blanc, les pixels d'eau et en noir le reste.

Sur ces masques d'eau, on visualise très bien le fleuve Niger et le delta intérieur du Niger qui ne sont pas encore masqués à ce niveau de traitement. Certains grands réservoirs sont également identifiables sur cette carte, comme le réservoir de Samendéni situé à l'ouest du Burkina Faso et le réservoir de Bagré au sud du Burkina Faso. Pour le réservoir de Kainji, situé à l'ouest du Nigéria, on remarque que son centre n'a pas été identifié comme de l'eau en raison de la taille des patchs utilisés, comme expliqué au chapitre précédent (Fig. 4.13). Toutefois, à l'échelle présentée sur les images ici, nous ne pouvons observer tous les plans d'eau, pour une représentation plus complète, il faut utiliser un Système d'Information Géographique (SIG).

1.3 Traitements vecteurs

Dans le but de réaliser des analyses statistiques sur les plans d'eau, nous souhaitons disposer d'une classification au format vecteur (Fig. 5.1). Nous vectorisons donc chaque masque d'eau (avant fusion) et regroupons les polygones dans un même fichier. Du fait de la séparation par tuile, certains lacs se retrouvent séparés en deux, il est donc nécessaire de les regrouper. Pour cela, une succession de trois opérations est réalisée : tampon de taille 0.0001° , regroupement par superposition et tampon inverse. Ces opérations de tampon induisent quelques modifications des contours, mais celles-ci restent très légères et n'impactent pas notre objectif de détection.

Comme mentionné précédemment, certains lacs ne sont pas entièrement détectés, ce qui se traduit par des trous distincts dont la forme rappelle celle des patchs. Pour pallier cette situation, une opération de suppression des trous est appliquée. Cette technique remplace les polygones présentant un trou par un polygone fermé par ses contours externes seulement (Fig. 5.3).

Ensuite, notre objectif étant de détecter les plans d'eau, il est nécessaire de masquer les cours d'eau. Pour cela, nous utilisons un masque généré à partir de la base de donnée rivières de SWOT (SWORD v14, Altenau et al. 2022) sur laquelle un tampon a été appliqué et des modifications ont été apportées afin de conserver les grands réservoirs construits sur les cours d'eau. Cela permet de supprimer une grande partie des cours d'eau principaux, mais génère aussi des résidus de rivières. Toutefois, l'utilisation de techniques de suppression de ces résidus, comme une érosion, s'avère délicate en raison de la présence de plans d'eau très petits et fins, similaires à ces faux positifs qui seraient supprimés à tort (Pi et al. 2022). Par ailleurs, certains bouts de rivières peuvent être considérés comme des plans d'eau.

Nous masquons également le delta intérieur du Niger du fait de sa complexité liée à une forte présence de surfaces inondées.

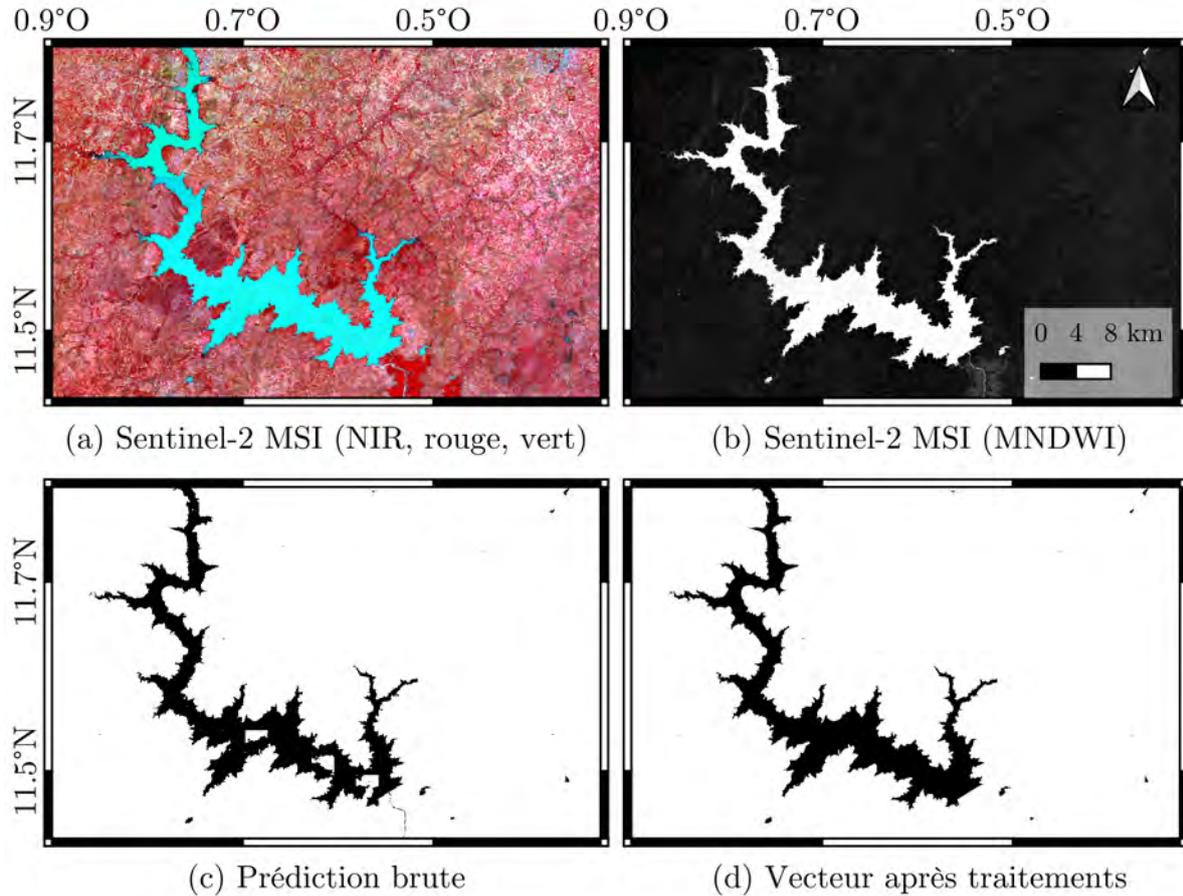
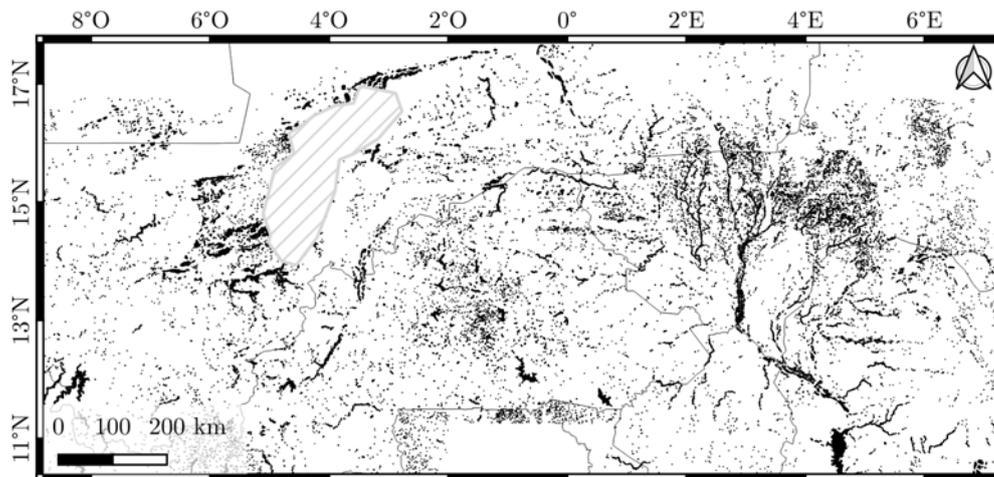


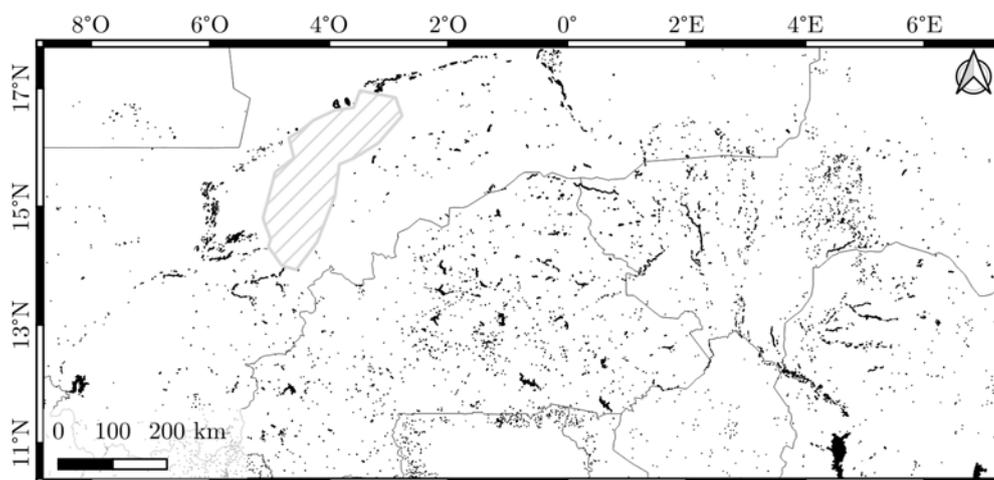
FIGURE 5.3 – Zoom sur le lac de Bagré au Burkina Faso, partagé entre deux tuiles Sentinel-2 MSI. (a) Image Sentinel-2 en fausses couleurs, (b) MNDWI, (c) prédiction brute en sortie du modèle et (d) prédiction au format vecteur après traitements.

Après une inspection visuelle, il a été constaté que de nombreux polygones ayant une superficie inférieure à $2\,000\text{ m}^2$ correspondaient en réalité à des résidus de rivières ou à des faux positifs. Par conséquent, les polygones dont la superficie est inférieure à $2\,000\text{ m}^2$, soit environ quatre pixels, ont été supprimés. Cette décision est en accord avec les observations de l'étude de Verpoorter et al. (2014), sur des données de résolution de 14.25 m .

Après ces étapes de post-traitement, nous disposons désormais d'une représentation vectorielle des plans d'eau qui exclut les rivières et le delta intérieur du Niger (Fig. 5.4).



(a) Polygones en novembre 2020



(b) Polygones en mars 2018

FIGURE 5.4 – Vecteurs contenant les polygones des plans d'eau (en noir avec contours épais pour l'affichage) obtenus à partir des masques d'eau sur la zone d'étude, en (a) novembre 2020 et (b) mars 2018.

2 Analyse statistique

À partir des masques d'eau, notamment au format vecteur, nous analysons la distribution en nombre et en taille des plans d'eau ainsi que leur organisation spatiale. Les résultats obtenus en novembre 2020 et mars 2018 servent de points de référence, représentant respectivement des situations proches du maximum et du minimum de surface en eau. Ces données seront ensuite comparées à quatre bases de données globales.

2.1 Bases de données globales pour la comparaison

Plusieurs bases de données de surfaces en eau existent et quelques-unes ont été évoquées dans la Section 3 du chapitre 2. Pour l'analyse présentée dans ce chapitre nous avons utilisé la base vectorielle Hydrolakes (Messenger et al. 2016) et la base raster GSWD max extent (Global Surface Water Datasets, Pekel et al. 2016) qui sont encore très utilisées de nos jours, ainsi que deux autres bases vectorielles récentes, GLakes (Pi et al. 2022) et une version préliminaire de la PLD (Prior Lake Database, Sikder et al. 2022). Cette dernière a été construite comme base de référence pour le traitement des données SWOT et a été mise à disposition par le CNES.

Hydrolakes, générée à partir de données multi-sources, n'est pas à jour, nous nous attendons donc à observer des différences sur quelques plans d'eau du fait de leur évolution temporelle et de la construction de nombreux réservoirs dans la région entre-temps. La PLD comprend des polygones représentant la surface médiane de chaque plan d'eau et GSWD max extent représente la surface maximale, au format raster, entre 1984 et 2021, elle serait donc comparable à novembre 2020. Enfin, la base vectorielle GLakes a été générée à partir de données multi-sources de 1984 à 2019 dont la base GSWD occurrence. Par ailleurs, le masque de rivière appliqué dans cette dernière étude est également généré à partir de la base de rivières SWORD.

2.2 Nombre et taille des plans d'eau au Sahel central

2.2.1 Résultats en novembre 2020 et mars 2018

Proche du maximum d'eau, en novembre 2020, 29 265 plans d'eau sont détectés, variant en superficie de 0.002 km^2 à $1\,161.867 \text{ km}^2$, le plus grand lac étant Kainji au Nigéria. De plus, 76.6 % des plans d'eau sont inférieurs à 0.05 km^2 (Fig. 5.5). En mars 2018, proche du minimum d'eau, 8 093 plans d'eau sont identifiés, le lac de Kainji atteint à cette date une superficie de $1\,100.360 \text{ km}^2$ et 77.8 % des plans d'eau sont inférieurs à 0.05 km^2 . La proportion du nombre de plans d'eau inférieurs à 0.05 km^2 entre ces deux dates est proche, ce qui suggère que des petits plans d'eau s'assèchent et que les plans d'eau plus grands diminuent et passent dans la catégorie de surface inférieure à 0.05 km^2 . Les résultats nous montrent que le Sahel central abrite une majorité de petits plans d'eau comme évoqué par Haas et al. (2009). Lacaux et al. (2007) ont identifié une proportion encore plus importante de petits plans d'eau sur une petite région au Sénégal, avec 65 % des plans d'eau inférieurs à 0.005 km^2 .

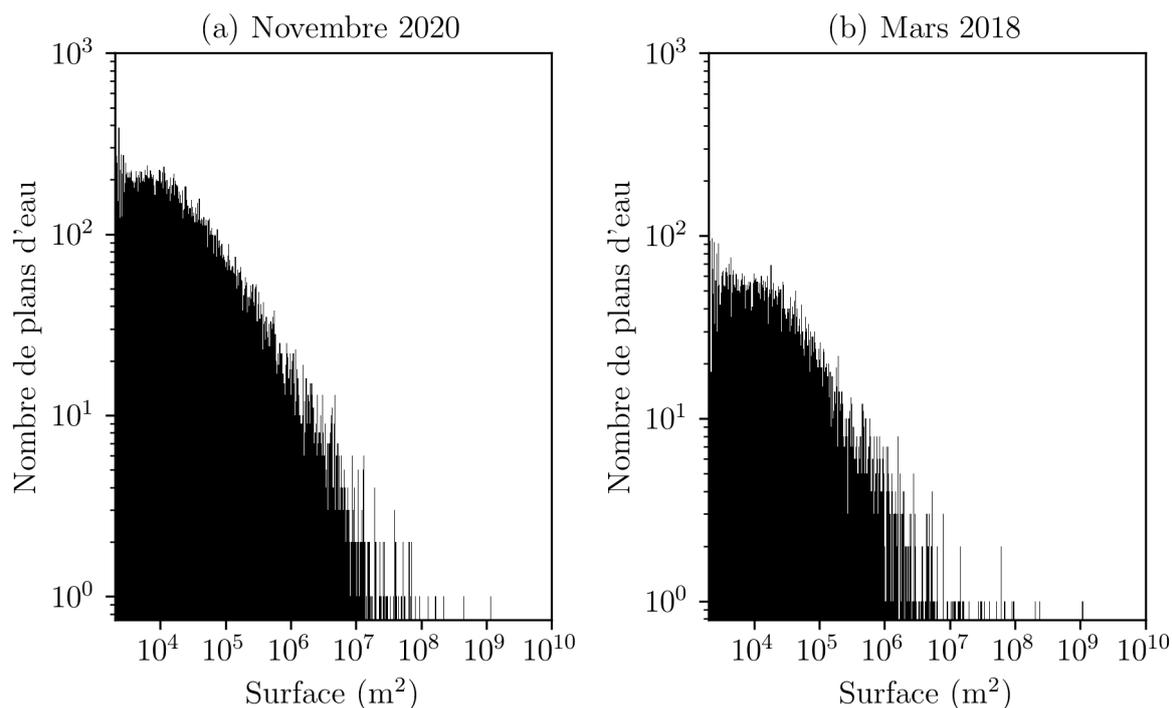


FIGURE 5.5 – Distribution de la surface des plans d'eau détectés sur la zone d'étude (a) en novembre 2020 et (b) en mars 2018.

D'après l'étude de Haas et al. (2009), sur des plans d'eau supérieurs à 1 km^2 , la relation logarithmique entre les rangs des plans d'eau et leur surface suit une loi linéaire (Fig. 5.6). Cela concorde avec les conclusions de l'étude de Cael et Seekell (2016), laquelle indique que la linéarité se maintient jusqu'à une superficie de 0.46 km^2 (Fig. 5.7), en deçà de laquelle un décrochage apparaît pour les lacs à l'échelle globale (Verpoorter et al. 2014) ainsi que pour ceux en Suède. Les représentations des deux études étant équivalentes, nous avons choisi de représenter la distribution par rang (Haas et al. 2009). La distribution logarithmique de surface des plans d'eau du Sahel central, en novembre 2020 et mars 2018 (Fig. 5.8) confirment la relation linéaire jusqu'à 0.5 km^2 environ. Cette linéarité semble se maintenir à différentes échelles, confirmant une diminution du nombre de plans d'eau par rapport aux prévisions de la loi de puissance pour des surfaces inférieures à 0.5 km^2 .

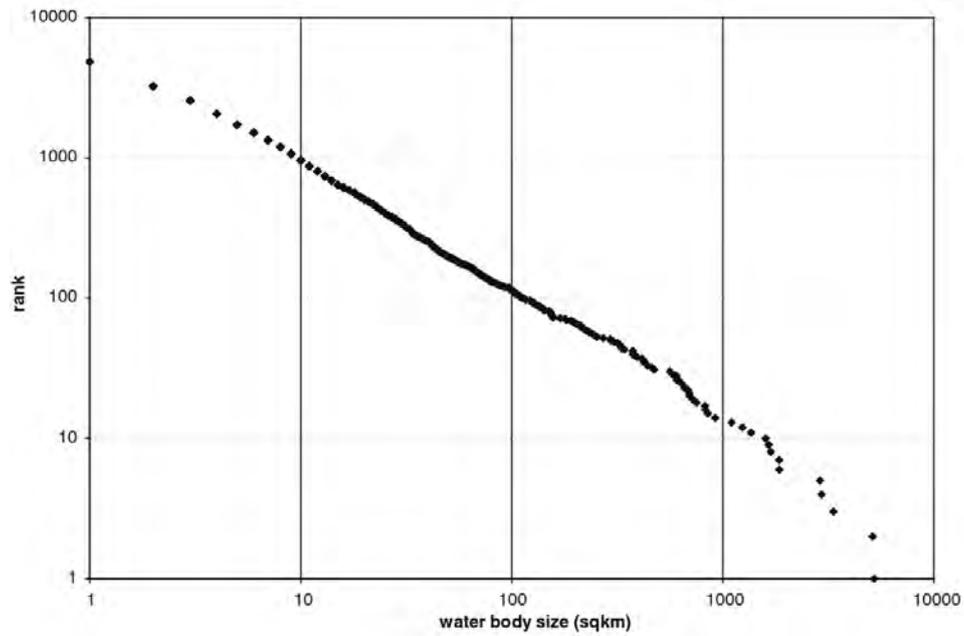


FIGURE 5.6 – Distribution logarithmique de surface des plans d'eau en zone soudano-sahélienne. Rank correspond au rang des plans d'eau préalablement triés par ordre décroissant de surface. Crédit : Haas et al. (2009).

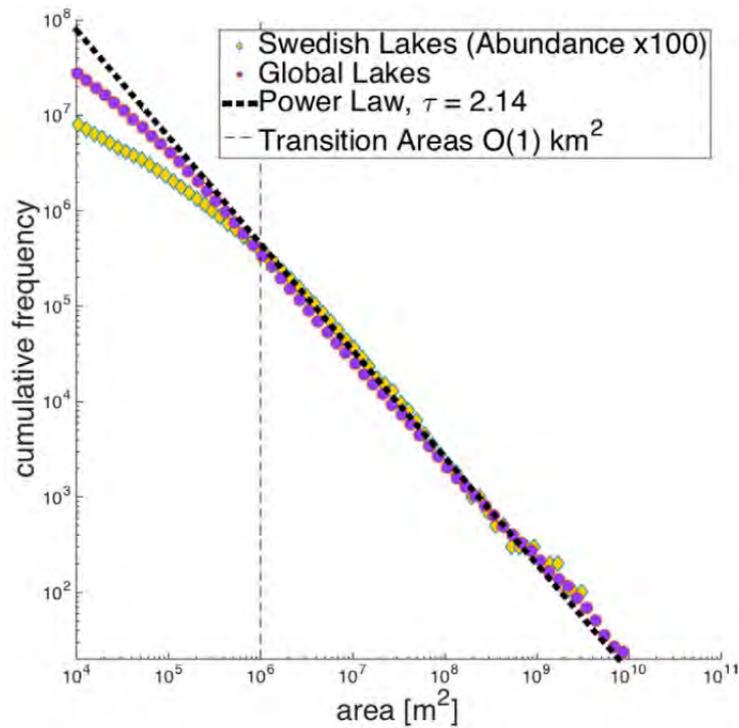


FIGURE 5.7 – Distribution logarithmique de surface de plans d'eau en Suède et à l'échelle globale. Crédit : Cael et Seekell (2016).

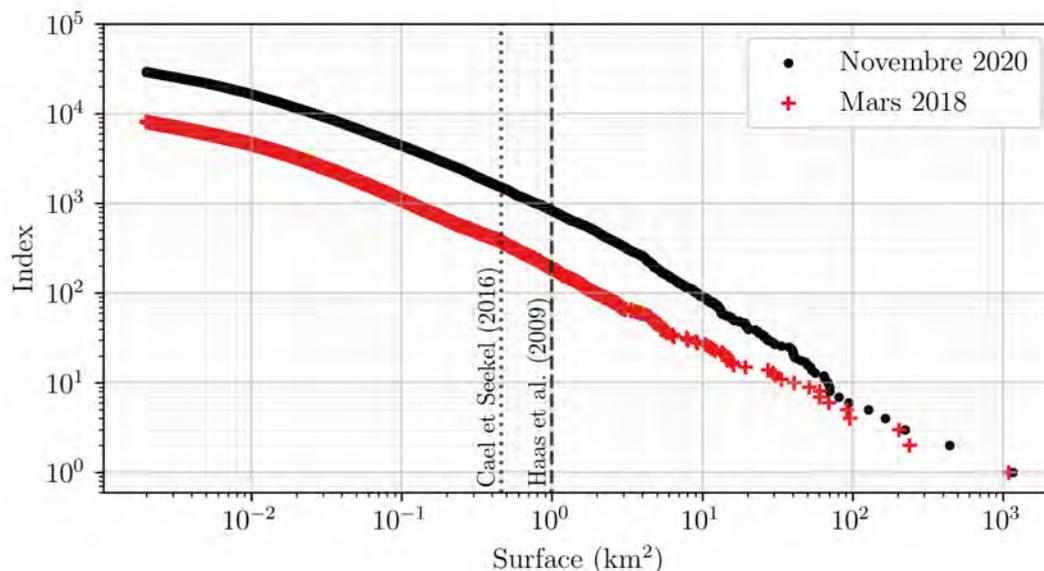


FIGURE 5.8 – Distribution logarithmique de surface des plans d’eau de cette étude, avec limite de surface minimale de Haas et al. (2009) et limite de la loi de puissance d’après Cael et Seekell (2016). Index correspond au rang des plans d’eau préalablement triés par ordre décroissant de surface. En noir la distribution sur novembre 2020 et en rouge sur mars 2018.

2.2.2 Comparaison avec les bases de données vectorielles globales

Il est possible de réaliser la même étude statistique de taille et de nombre sur les bases de données de comparaison au format vectoriel (Table 5.1).

	CNN 2020	CNN 2018	GLakes	PLD	Hydrolakes
Total	29265	8093	4051	2909	818
Surface min (km ²)	0.002	0.002	0.7×10^{-6}	0.01	268×10^{-6}
S _{min} corrigée (km ²)			0.0068		0.091
Surface max (km ²)	1167.867	1100.358	1188.054	1042.773	1030.668
Nombre < 0.1 km ²	24859	6996	2128	1976	19
Pourcentage < 0.1 km ²	84.9 %	86.4 %	52.5 %	67.9 %	2.3 %

TABLE 5.1 – Statistiques de nombres et de surfaces sur les prédictions de novembre 2020 et mars 2018 et des bases de données globales vectorielles.

Afin de comparer nos surfaces avec celles des bases de données présentées, nous considérons les surfaces minimales correspondant à de réels plans d’eau après élimination de trois anomalies évidentes (une inspection visuelle nous a permis d’identifier trois petits

triangles qui sont des artefacts). La surface minimale réelle de GLakes est de 0.0068 km^2 et celle d'Hydrolakes est de 0.091 km^2 , ce qui est plus en accord avec la résolution des données de chaque base. Quant aux superficies maximales, elles sont cohérentes entre toutes les bases et correspondent au grand lac de Kainji, au Nigéria.

En général, nos masques d'eau contiennent un nombre significativement supérieur de polygones. GLakes présente 50 % de polygones en moins par rapport à notre classification de mars 2018. Ajoutons à cela que pour la plupart des plans d'eau présentant des particularités spectrales, notamment ceux avec de la végétation aquatique ou arborée (voir section 3.2), plusieurs polygones présents dans les bases de données GLakes et PLD correspondent en réalité à un même plan d'eau. Concernant GLakes et PLD, qui sont des bases de données de surfaces médianes des plans d'eau, on s'attendrait à des résultats comparables à la situation de mars 2018, notre référence minimale, cependant, leur nombre de plans d'eau est nettement inférieur.

En examinant la distribution des plans d'eau par intervalles de surface (Fig. 5.9), il est évident que la proportion de plans d'eau inférieurs à 0.1 km^2 est différente selon la base considérée. Dans nos résultats, plus de 80 % des plans d'eau sont de petite taille, tandis que cette proportion est de 52 % pour GLakes et 68 % pour la PLD. Cette situation est particulièrement prononcée pour Hydrolakes, avec seulement 2 % de plans d'eau inférieurs à 0.1 km^2 . Toutefois, nous savons que cette base ne contient pas certains réservoirs récents, comme Tibin (13.18°N , 1.42°O) construit en 2012. De plus, un grand nombre de petit plans d'eau ne sont pas pris en compte dans les bases de données et leur limite inférieure sont toutes plus élevées que la nôtre.

Même en appliquant un seuil sur nos surfaces selon la superficie minimale observée par chaque base de données (Table 5.1), nous obtenons un nombre de plans d'eau plus important. À partir de la surface minimale d'Hydrolakes, nous obtenons 4 661 plans d'eau en 2020 et 1 169 plans d'eau en 2018. À partir de celle de GLakes, nous comptons 19 427 plans d'eau en 2020 et 5 360 en 2018, ce qui reste également supérieur, mais bien plus comparable pour mars 2018 avec une différence de seulement 1 309 plans d'eau. Enfin, à partir de la surface minimale de la PLD, nous identifions 16 478 plans d'eau en 2020 et 4 600 en 2018. Encore une fois, le nombre de polygones en 2018 est supérieur aux 2 909 polygones de la PLD, bien que nous nous en rapprochions.

En dépit de légères variations attribuables aux différences de résolution et de date, les différences constatées restent significatives et mettent en évidence les lacunes des

bases de données récentes les plus utilisées, en particulier en ce qui concerne les petits plans d'eau, ce constat rejoignant les observations faites par Ogilvie et al. (2018) et Herndon et al. (2020).

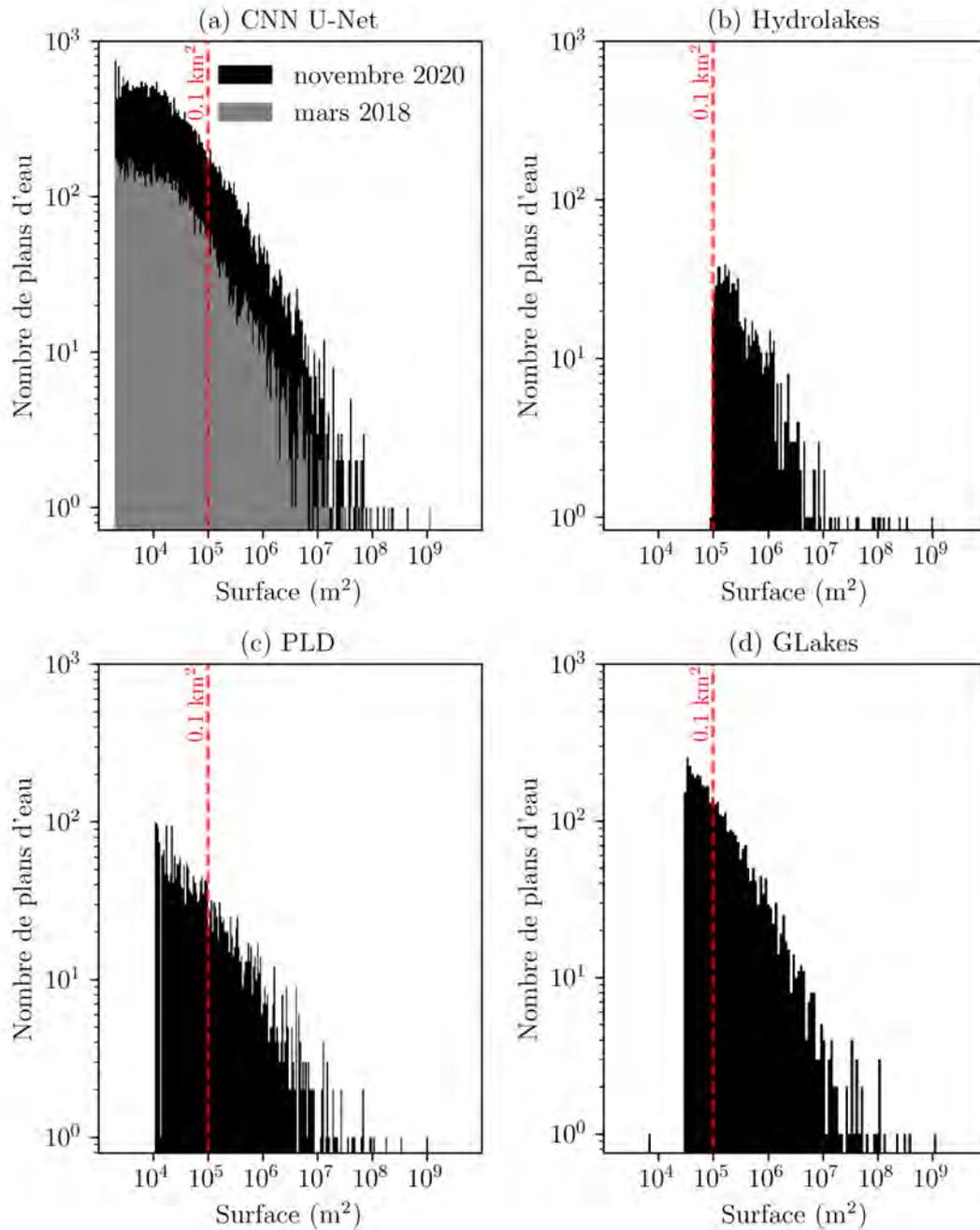


FIGURE 5.9 – Distribution de la taille des plans d'eau (a) des prédictions du CNN (en novembre 2020 en noir et en mars 2018 en gris) et (b-d) des bases de données globales vectorielles.

2.3 Analyse de la surface en eau totale

Les masques d'eau au format raster, avant post-traitement, identifient environ 18 244 km² de surface en eau en novembre 2020 et seulement 4 450 km² en mars 2018. En comparaison, la base raster GSWD max extent indique 23 800 km² dans cette même zone. La différence réside dans la prise en compte d'une plus grande partie des cours d'eau et de la totalité des grands lacs par GSWD max extent. En effet, si l'on considère le format vectoriel de 2020, avant le masque de rivières et du delta intérieur du Niger et avec les plans d'eau remplis entièrement, la surface en eau totale de 24 911 km² est plus cohérente. Toutefois, la zone inondée du delta intérieur du Niger est surestimée dans nos résultats et ceux de GSWD max extent.

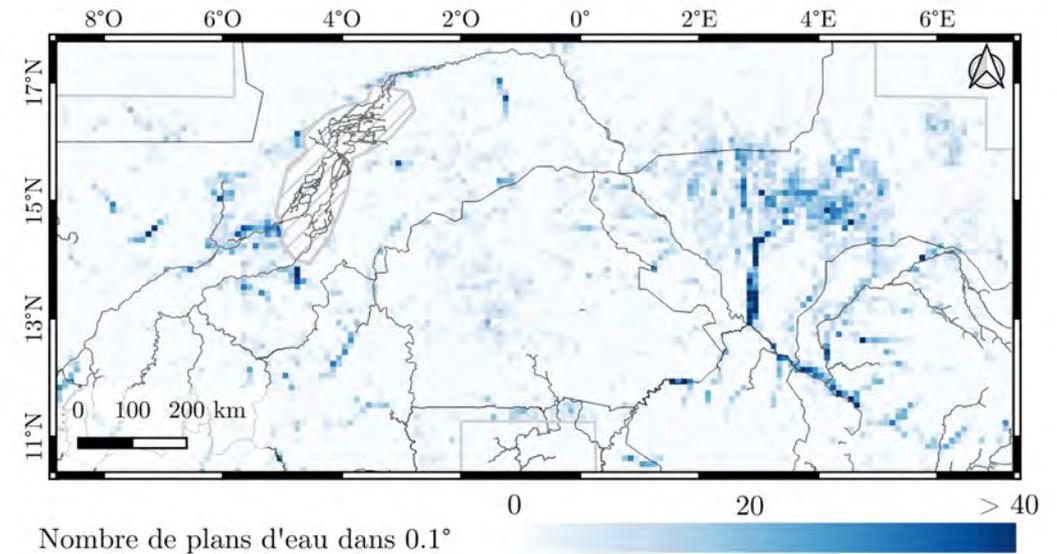
Quant aux bases de données vectorielles obtenues à la fin des traitements, après les masques et les filtrages, celle sur les surfaces maximales en novembre 2020 nous indique la présence de 7 899 km² de plans d'eau et celle sur les surfaces minimales en 2018 identifie 3 124 km². En comparaison, ces surfaces sont de 4 993 km² pour GLakes, 3 329 km² pour la PLD et 2 986 km² pour Hydrolakes, avec les mêmes masques appliqués. GLakes et PLD étant des bases représentant des surfaces intermédiaires, les valeurs de surface sont cohérentes avec les nôtres. En effet, les bases de données incluent la plupart des grands plans d'eau qui représente la majeure partie de la surface totale et la différence réside donc dans le grand nombre de petits plans d'eau manquants.

2.4 Répartition spatiale des plans d'eau

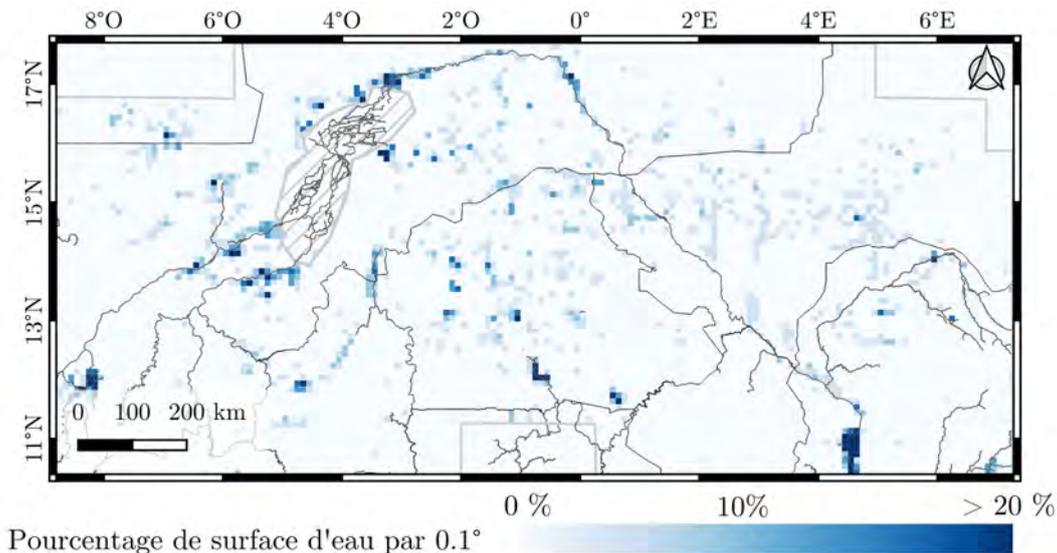
Pour étudier la répartition spatiale des plans d'eau, nous nous appuyons sur les classifications vectorielles et effectuons un comptage du nombre de plans d'eau par zone de 0.1°, tout en calculant le pourcentage de surface en eau couvrant chaque zone.

En novembre 2020 (Fig. 5.10a.), les résultats montrent une concentration significative de plans d'eau dans l'ouest du Niger (13 à 16°N et 2 à 5°E), tandis qu'une densité plus faible, mais toujours significative, est visible au sud-est du Burkina Faso, à la frontière avec le Bénin (12°N et 1°E). Toutefois, en prenant en compte le pourcentage de surface d'eau sur la même grille (Fig. 5.10 b.), il est évident que ces regroupements sont principalement constitués de petits plans d'eau, ce qui les rend peu visibles en pourcentage de surface.

On observe également une légère concentration de plans d'eau au centre du Burkina Faso (13°N et 1°O) où les grilles montrent un pourcentage de surface en eau élevé, cohérent avec la présence de nombreux réservoirs de taille moyenne au Burkina Faso. On peut également identifier des concentrations en nombre et pourcentage de surface autour de cours d'eau majeurs, comme au sud du delta intérieur du Niger (14°N et 5°O) et au Nigéria (12°N et 4°E), démontrant la présence de nombreux plans d'eau autour des réseaux hydrographiques, correspondant généralement à des zones inondées.



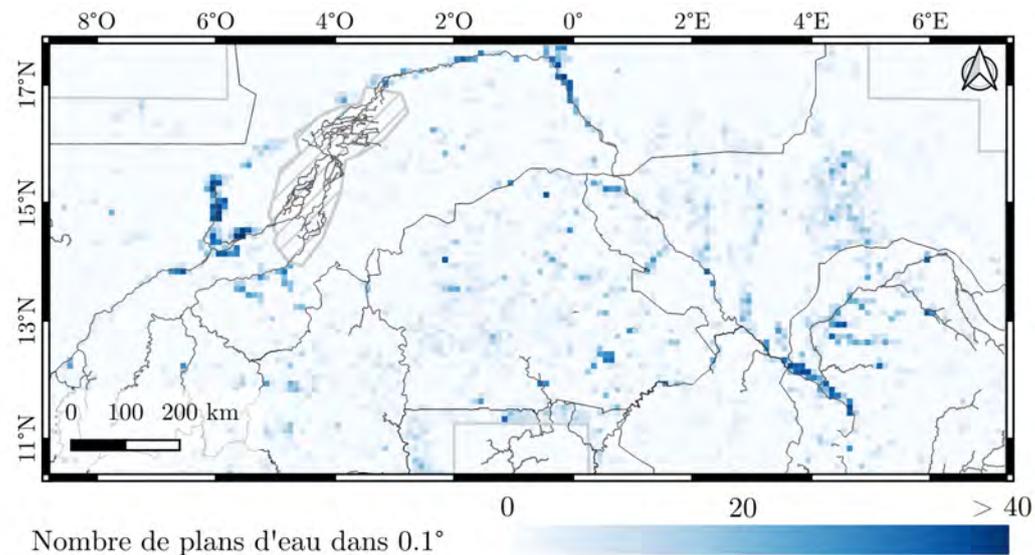
(a) Nombre de polygones



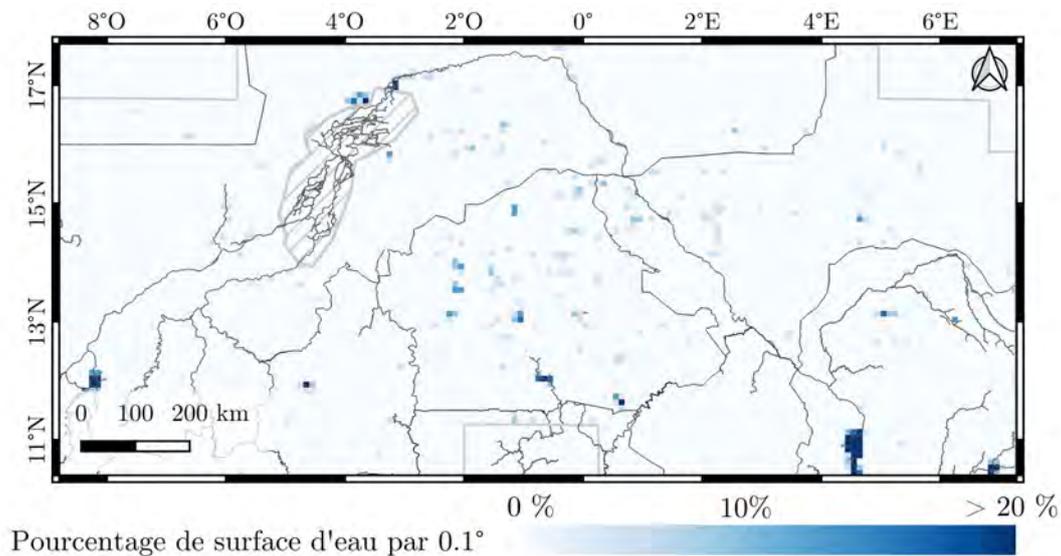
(b) Pourcentage de surface d'eau

FIGURE 5.10 – Répartition des plans d'eau en novembre 2020 sur une grille de 0.1° sur la zone d'étude, en (a) nombre par grille et en (b) pourcentage de surface d'eau par grille.

En mars 2018 (Fig. 5.11) nous pouvons encore observer des concentrations de plans d'eau le long des cours d'eau et dans le centre du Burkina Faso, bien qu'ils montrent une diminution de surface par une baisse du pourcentage de surface de la zone. En revanche, les concentrations de petits plans d'eau observées au Niger et au sud-est du Burkina Faso ne sont plus aussi visibles, principalement en raison de l'assèchement de la plupart de ces petits plans d'eau.



(a) Nombre de polygones



(b) Pourcentage de surface d'eau

FIGURE 5.11 – Répartition des plans d'eau en mars 2018 sur une grille de 0.1° sur la zone d'étude, en (a) nombre par grille et en (b) pourcentage de surface d'eau par grille.

Entre mars 2018 et novembre 2020, le nombre de plans d'eau a augmenté de 72 % avec 5 900 plans d'eau en commun. Autrement dit, 23 365 plans d'eau de 2020 ne sont pas observés en 2018 et 2 193 plans d'eau sont présents seulement en 2018.

En observant la différence de répartition spatiale entre ces deux dates (Fig. 5.12), nous pouvons confirmer les observations précédentes concernant la présence de plans d'eau temporaires à l'ouest du Niger, ce qui est en accord avec les études dans cette région (Desconnets et al. 1993 ; Fourcade 2000). La variabilité des plans d'eau au centre du Burkina Faso est également visible, leur disparition en mars 2018 pourrait résulter d'activités anthropiques, en plus de l'évaporation, dues à leur proximité avec la capitale, comme discuté dans le chapitre 3. Ces résultats mettent également en évidence quelques zones distinctes où les plans d'eau présents en 2018 ne sont plus visibles en 2020, en particulier au sud-est du Burkina Faso (zone différente de l'analyse précédente), au sud du delta intérieur du Niger et le long du fleuve au nord de la région d'étude. Ces différences peuvent venir du fait que localement, les classifications de mars 2018 ne soient pas forcément des minimums. Les observations le long des cours d'eau pourraient correspondre à la fin de la crue blanche du fleuve Niger (Boubacar Moussa et al. 2022). Malgré tout, un certain nombre de détections posent questions et seront examinées en détail ci-après.

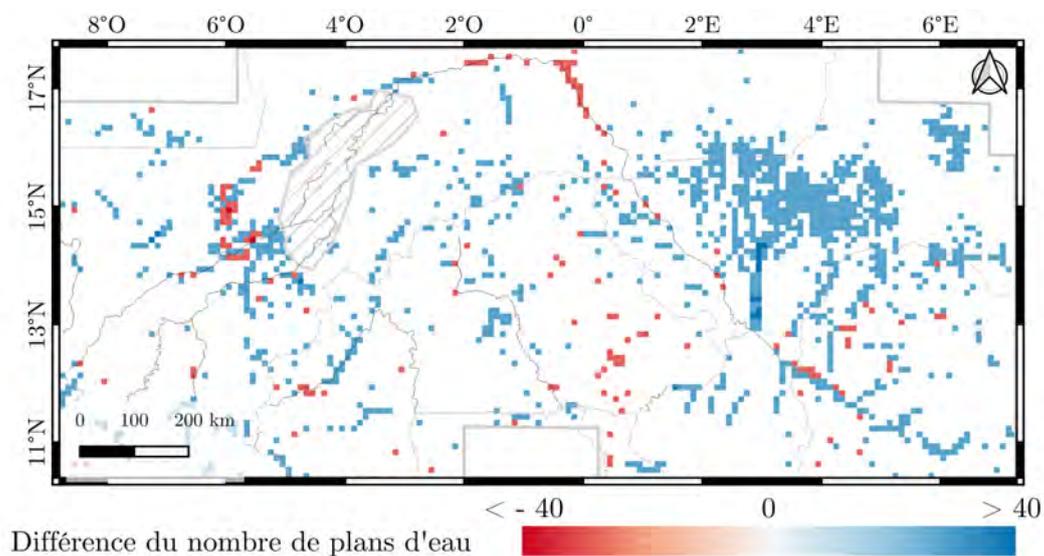


FIGURE 5.12 – Différence entre 2020 et 2018 du nombre de plans d'eau par grille de 0.1° sur la zone d'étude.

3 Analyse qualitative

3.1 Erreurs d'omission et commission

Malgré un F1 score de 97 %, la limitation de la zone de test, l'application à une plus grande échelle qu'à l'apprentissage et à des dates différentes amène des erreurs supplémentaires sur les deux masques d'eau de novembre 2020 et mars 2018. En comparaison, la base de données GSWD max extent obtient un F1-score de 63.5 % sur la même zone de test, mais les dates n'étant pas les mêmes, la comparaison reste limitée.

Des erreurs de commission (faux positifs) apparaissent dans nos masques d'eau en raison de la normalisation des patches qui apporte parfois un contraste trop localisé et génère des formes similaires aux plans d'eau (Fig. 5.13). Des faux positifs peuvent être observés uniquement sur l'une des deux dates (en 2018 dans la Fig. 5.13) en raison de variations de contraste entre les images.

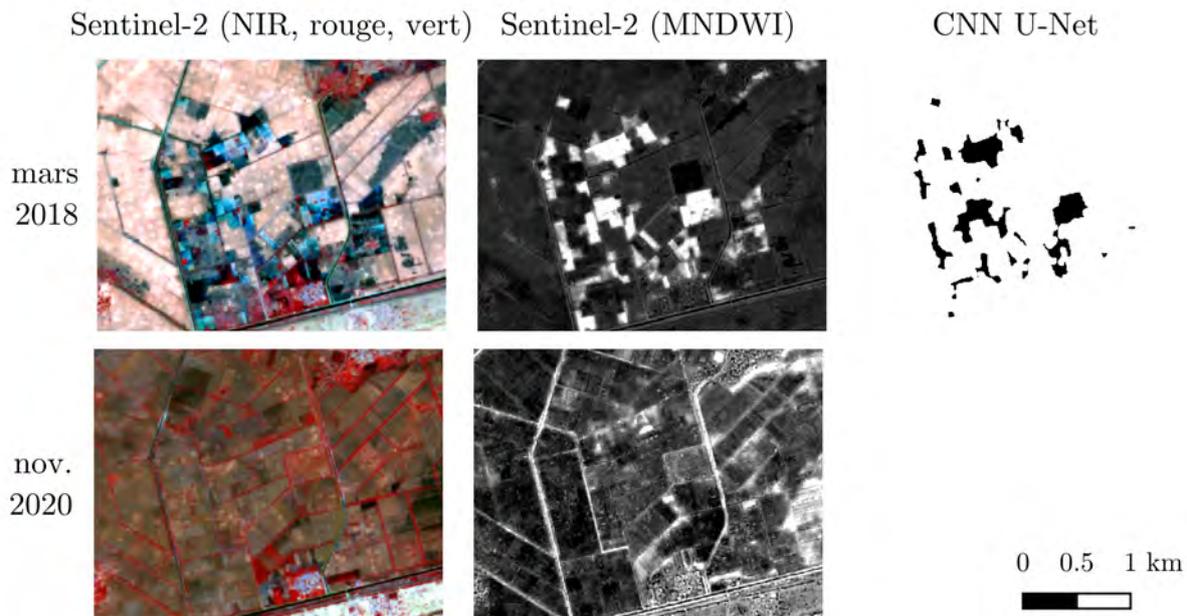


FIGURE 5.13 – Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, MNDWI et masques d'eau de mars 2018 et novembre 2020 de cultures irriguées au Mali (13.90°N, 5.58°O).

Ces erreurs de commission s'observent également en présence de zones humides comme des cultures irriguées dont la signature spectrale et la forme peuvent être confondues avec des plans d'eau (Fig. 5.14).

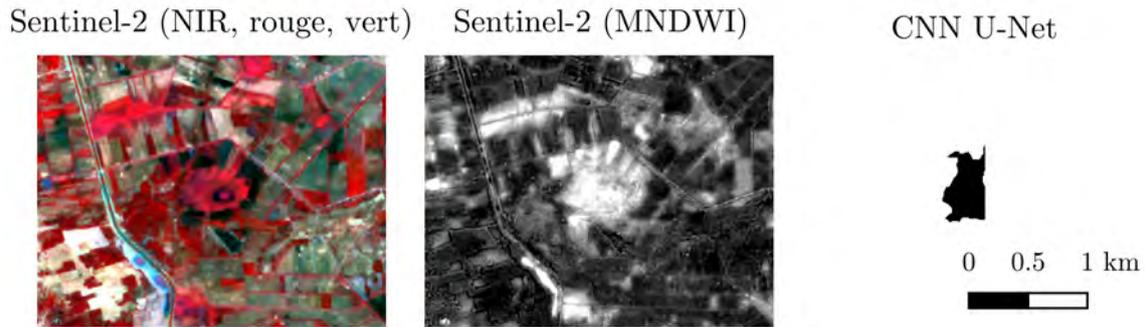


FIGURE 5.14 – Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, MNDWI et masques d’eau de novembre 2020 de zones humides au Mali (14.43°N, 6.02°O).

Les erreurs d’omission (faux négatifs) apparaissent parfois à cause de nuages étendus, des cirrus masquant une partie de l’image (comme c’est le cas en novembre 2020 au sud-est du Burkina Faso) qui n’avaient pas été identifiés à la sélection des données. Autrement, ces erreurs s’observent sur quelques petits plans d’eau malgré une bonne détection générale à cette échelle (Fig. 5.15). En comparaison aux lacunes des autres bases de données, nos masques d’eau, malgré ces erreurs d’omission, identifient tout de même de nombreux plans d’eau de petite taille, jusqu’à la limite de notre résolution de données.

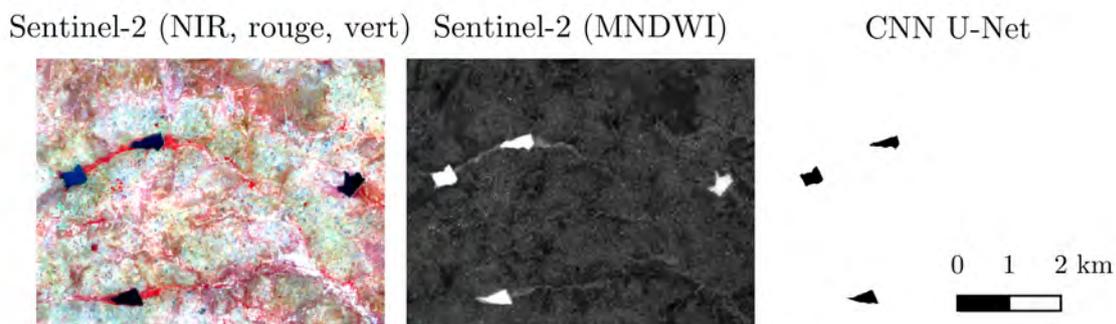


FIGURE 5.15 – Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, MNDWI et masques d’eau de novembre 2020 de petits plans d’eau (0.027-0.13 km²) au Ghana (10.90°N, 0.40°O).

Finalement, parmi les 2 193 plans d’eau présents seulement en 2018, une partie représente des erreurs de commission en mars 2018, généralement dans les zones humides autour des cours d’eau (voir pixels rouges Fig. 5.12) et des erreurs d’omission du masque de novembre 2020, dont une part proviennent de données manquantes. Par ailleurs, outre les erreurs de prédiction, une petite partie des plans d’eau présents en 2018 sont bien des plans d’eau qui ne se sont pas présents en novembre 2020 (Fig. 5.16).

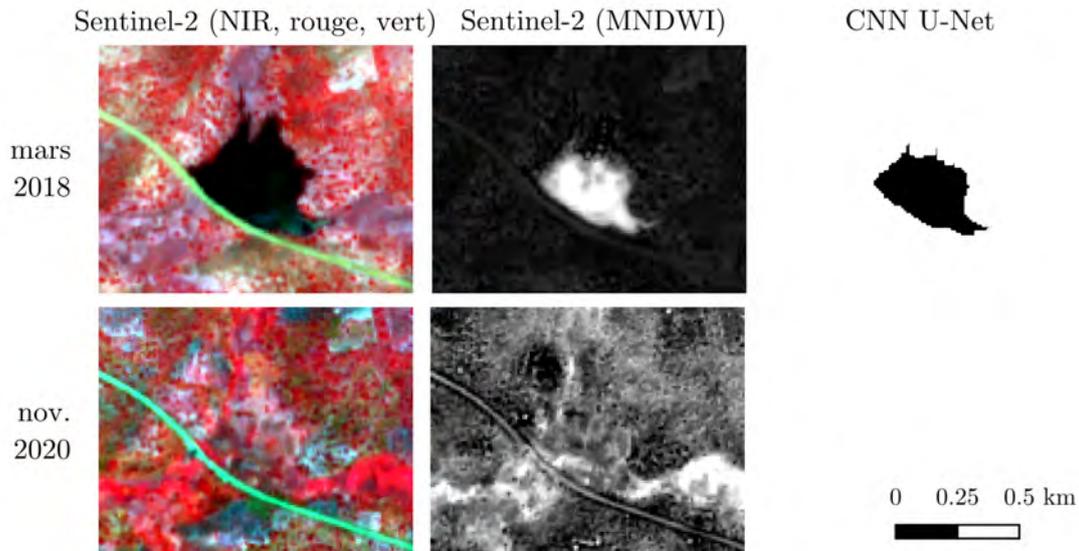


FIGURE 5.16 – Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, MNDWI et masques d'eau de mars 2018 et novembre 2020, d'un lac présent en mars 2018 et absent en novembre 2020 au Ghana (10.68°N , 2.52°O).

Certaines erreurs relevées pourraient être évitées par l'utilisation de patches de tailles variées afin de s'adapter à la différence d'échelle des surfaces en eau. Il serait également intéressant de revoir la normalisation en prédiction afin de diminuer la création de contrastes locaux indésirables. Enfin, l'ajout d'informations temporelles permettrait de mieux traiter les erreurs grâce aux variations saisonnières bien particulières des plans d'eau, l'examen des séries temporelles permettant d'identifier des anomalies de la surface.

3.2 Robustesse face aux difficultés de détection

Les difficultés soulevées en Section 3 du chapitre 2 relatives à la confusion entre les plans d'eau et les ombres de nuages, ainsi que l'omission des zones d'eau avec de la végétation aquatique ou situés sous les arbres, ne se posent en général pas avec notre méthode. Les analyses qualitatives suggèrent que la méthode mise au point parvient de manière concluante à atteindre son objectif principal : détecter les plans d'eau avec de la végétation aquatique ou arborée. Cette réussite est remarquable lorsqu'on la compare à d'autres bases de données. Les plans d'eau recouverts d'arbres (Fig. 5.17 a.) ou de végétation aquatique (Fig. 5.17 b.) sont détectés dans leur quasi-totalité contrairement aux autres bases de données. Les bases vectorielles identifient souvent plusieurs polygones pour un même plan d'eau. Malgré des plans d'eau omis, GSWD max extent montre plus de réussite que les autres bases pour les eaux avec de la végétation. Notons que toutes les bases de données sélectionnées ainsi que notre méthode identifient correctement les

plans d'eau plus constitués d'eau libre (Fig. 5.17 c.).

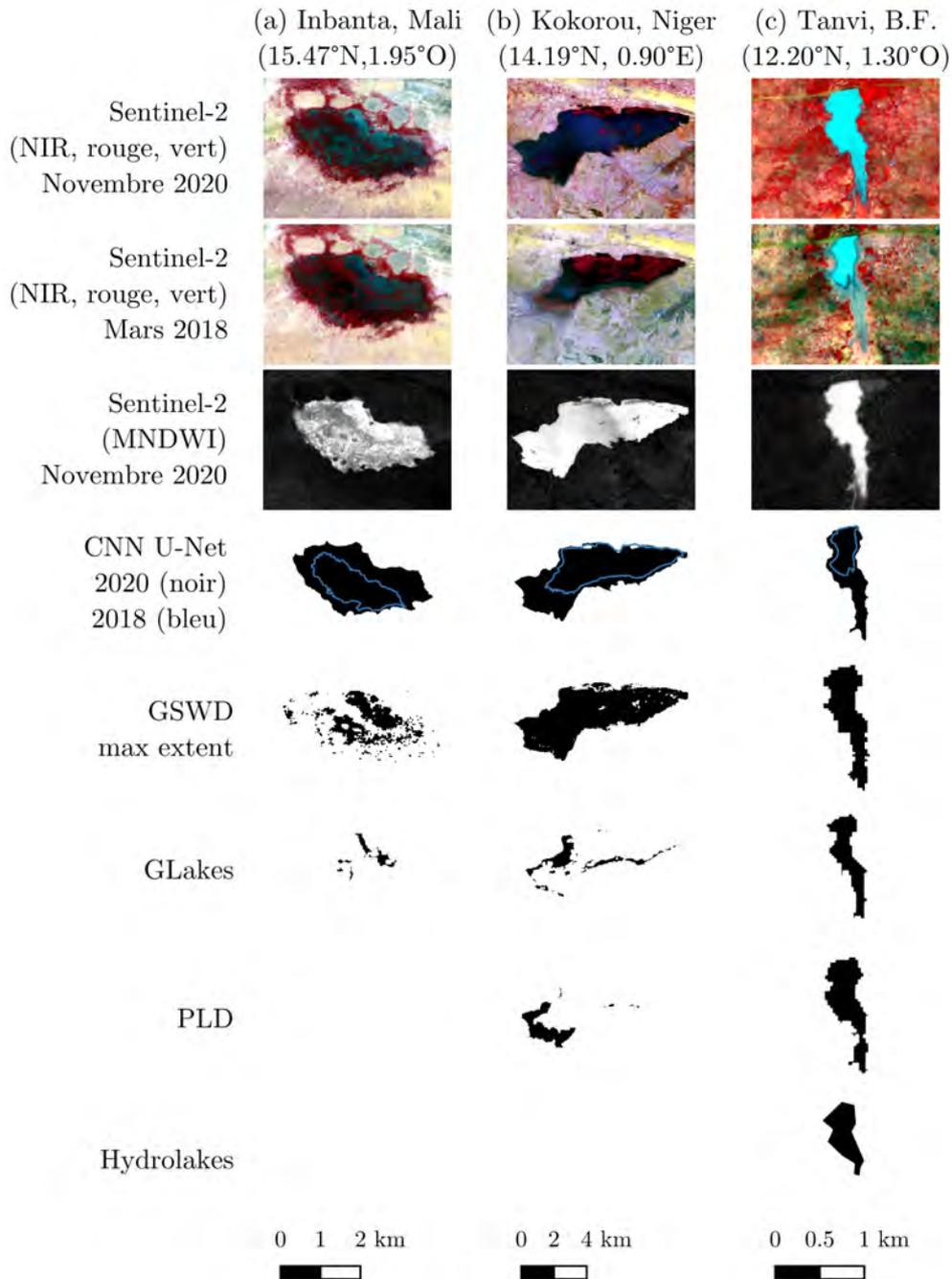


FIGURE 5.17 – Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs de novembre 2020 et mars 2018, MNDWI (sur novembre 2020) et prédictions associées du CNN U-Net (polygone de plan d'eau en noir pour novembre 2020 et en bleu pour mars 2018) et des bases de données (en noir les pixels et polygones de plan d'eau). Exemple sur trois plans d'eau : (a) la mare d'Ibanta située au Mali compte beaucoup d'arbres, (b) le lac de Kokorou, au Niger dont le centre est couvert de végétation aquatique et (c) le réservoir de Tanvi (sud), petit réservoir du Burkina Faso.

4 Étude typologique des plans d'eau

4.1 Méthode et données utilisées

L'étude de da Silva et al. (2021) établie des signatures spectrales de l'eau selon leur propriété optique qui est influencée par les matières dissoutes et en suspension (Fig. 2.11). Ces signatures, appelées Optical Water Types (OWT), estimées à partir de données Sentinel-2 MSI et in situ obtenues au Brésil, sont mises à disposition. Au sein des catégories d'OWT définies, les eaux eutrophiques ou hypereutrophiques correspondent principalement à de l'eau avec de la végétation aquatique ou arborée, comme précisé dans la Section 4 du chapitre 1.

À l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance, il est possible de classer les plans d'eau par type en comparant leur signature spectrale dans les bandes de Sentinel-2 MSI avec les OWT fournis. Les valeurs de réflectance sont extraites pour chaque pixel des images Sentinel-2 MSI qui ont servi à la prédiction du CNN, et ce, dans chaque polygone de plan d'eau. Plus le maximum de vraisemblance est élevé, plus le pixel est susceptible d'appartenir à la classe d'OWT considérée. Le maximum de vraisemblance est calculé selon la méthode de Soomets et al. (2019) :

$$\delta_j = 10\left(\text{SCS} + \frac{1 - \text{MSAS}}{2}\right) \quad (5.1)$$

où j représente un OWT et SCS (Spectral Correlation Similarity) et MSAS (Modified Spectral Angle Similarity) des indicateurs de similitudes détaillés par Homayouni et Roux 2004 :

$$\text{SCS} = \rho = \frac{1}{n-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - \mu_t)(p_i - \mu_p)}{\sigma_t \sigma_p} \right) \quad (5.2)$$

$$\text{MSAS} = \frac{2\alpha}{\pi} \quad \text{avec} \quad \alpha = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (t_i p_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n t_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n p_i^2}} \right) \quad (5.3)$$

où t représente le vecteur target soit un spectre de référence et p représente le vecteur d'un pixel que l'on cherche à identifier. Quant à μ et σ il s'agit respectivement de la moyenne et l'écart-type. n est le nombre de bandes spectrales considérées. L'approche du maximum de vraisemblance nous permet d'obtenir un raster représentant les typologies des pixels dans chaque plan d'eau, pour novembre 2020 et mars 2018.

4.2 Analyses des résultats

4.2.1 Typologie majoritaire

La région présente une variété significative de types de plans d'eau, des plans d'eau voisins peuvent être très différents (Fig. 5.18). Cette diversité se manifeste également à l'intérieur des plans d'eau. Par exemple, il est fréquent de constater la présence de végétation sur les berges des plans d'eau et un centre clair ou turbide. Afin de mener des analyses statistiques, nous générons des polygones pour lesquels nous calculons la valeur majoritaire des pixels (Fig. 5.19).

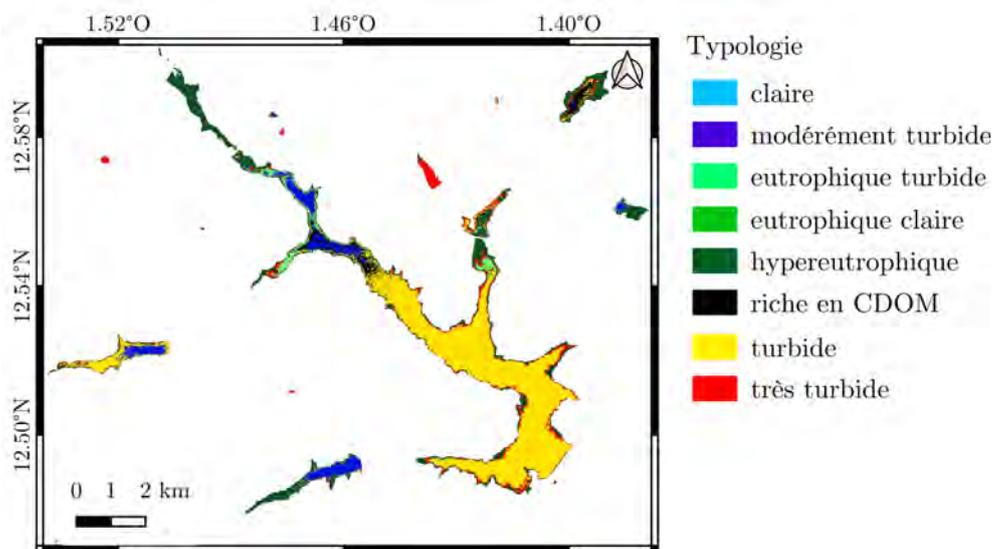


FIGURE 5.18 – Typologie de l'eau par pixel, zoom sur une zone du centre du Burkina Faso, en novembre 2020.

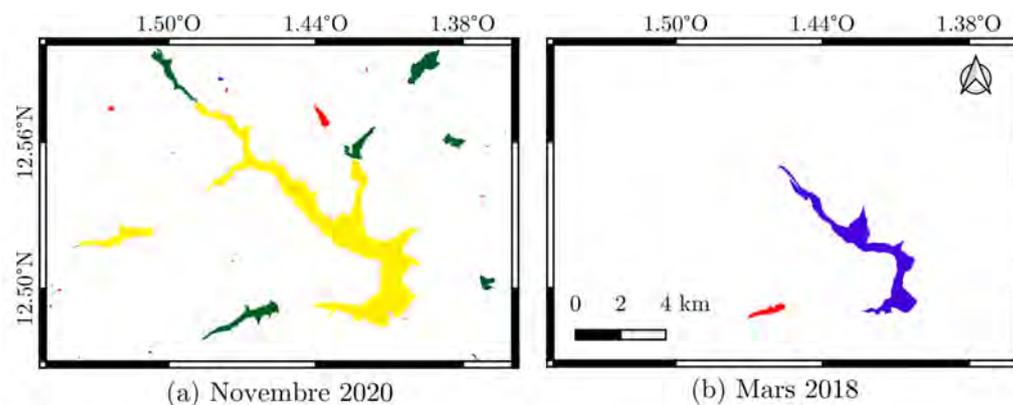
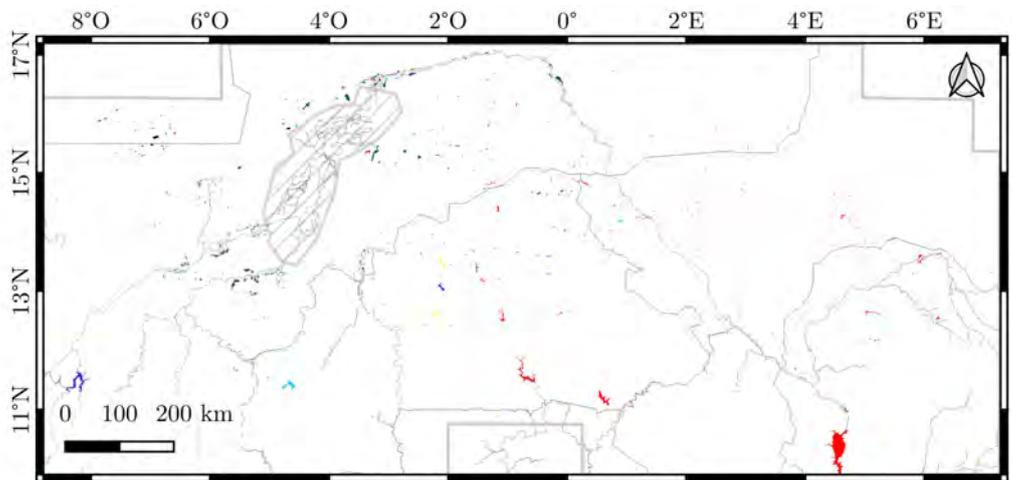
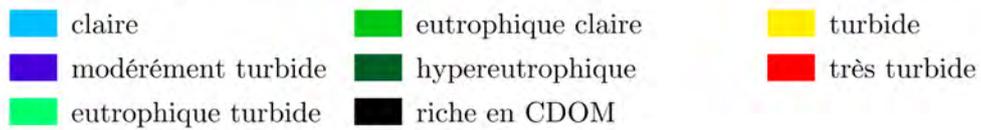


FIGURE 5.19 – Polygones de plan d'eau par majorité de type d'eau (légende Fig. 5.18), exemple sur une zone du centre du Burkina Faso (a) en novembre 2020 et (b) en mars 2018.

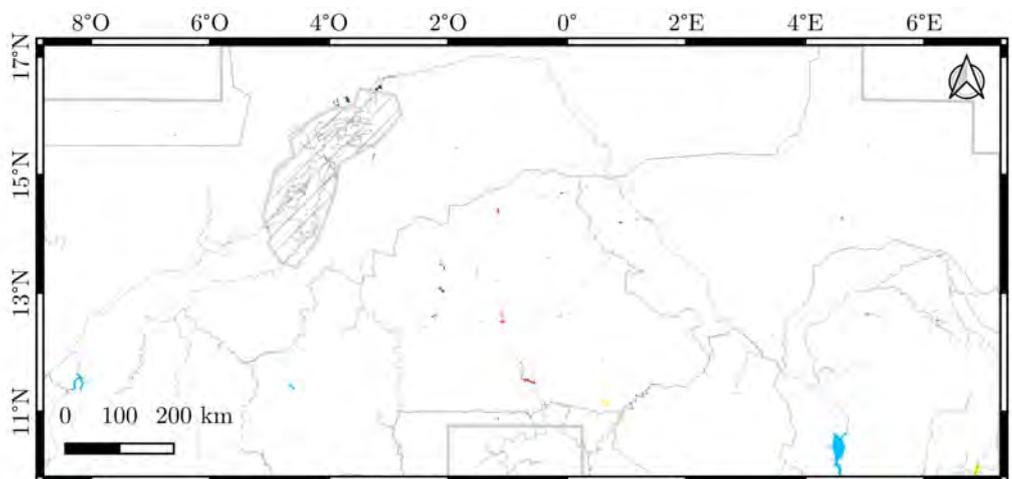
Nous disposons donc de deux vecteurs pour novembre 2020 et mars 2018 dont les polygones des plans d'eau sont caractérisés par cette valeur de typologie majoritaire (Fig. 5.20).



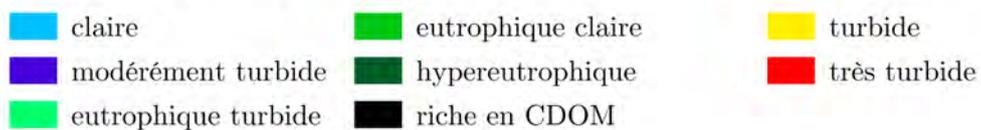
Typologie des plans d'eau



(a) Novembre 2020



Typologie des plans d'eau



(b) Mars 2018

FIGURE 5.20 – Vecteurs de plans d'eau par majorité de type (contours épais pour l'affichage), sur la zone d'étude (a) en novembre 2020 et (b) mars 2018.

Parmi les plans d'eau détectés en novembre 2020, 67.9 % sont classés comme hypereutrophiques, donc avec beaucoup de végétation aquatique et arborée dans notre cas, tandis que 26.1 % sont considérés comme très turbides (Fig. 5.21). Les eaux modérément turbides représentent seulement 2.2 %, et les autres types d'eau ont des proportions encore plus faibles (moins de 2 %). En mars 2018, la proportion de plans d'eau avec de la végétation est légèrement plus élevée, atteignant 71.0 %, ce qui se traduit par une diminution de la part d'eaux très turbides à 20.6 %. Parmi les 5 900 plans d'eau en commun entre novembre 2020 et mars 2018, 53 % ne changent pas de typologie majoritaire.

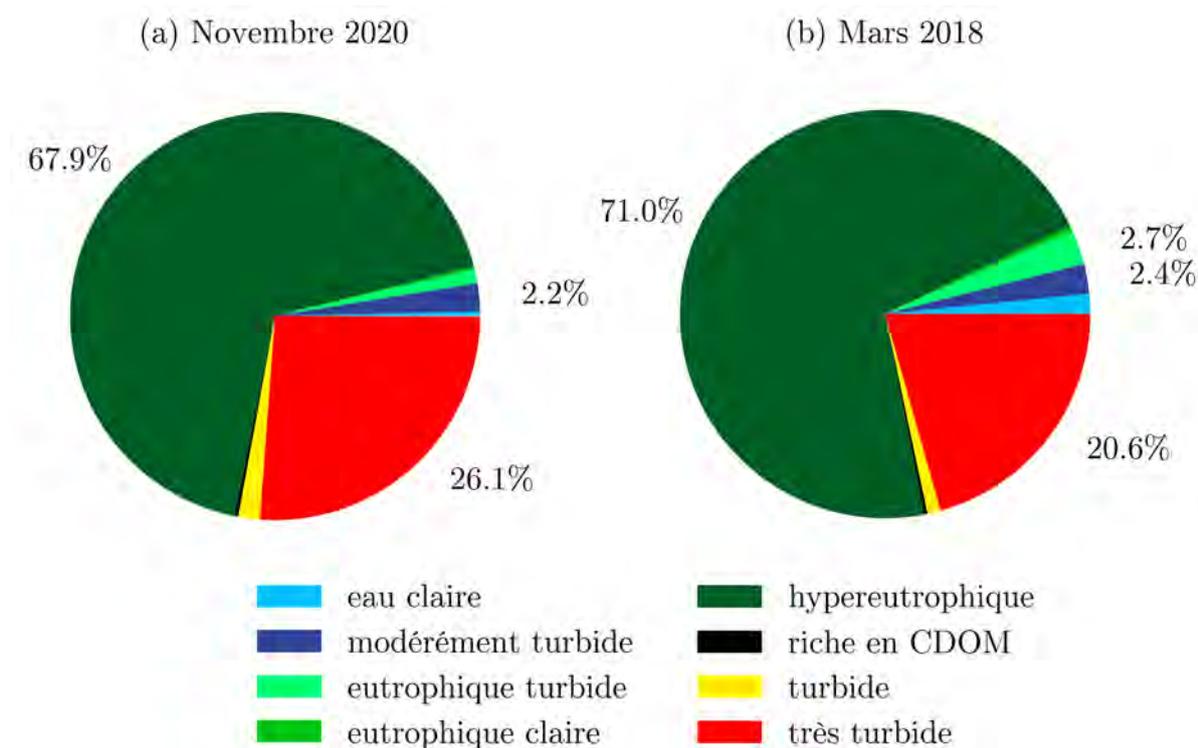


FIGURE 5.21 – Proportion du nombre de plans d'eau par typologie majoritaire, sur la zone d'étude (a) en novembre 2020 et (b) en mars 2018.

En surface (Fig. 5.22), les plans d'eau hypereutrophiques représentent un peu moins de la moitié de la surface totale en eau (somme de la surface de tous les plans d'eau), avec 44.9 % en novembre 2020, pourtant ils sont majoritaires en nombre, ce qui montre bien que la plupart de ces plans d'eau sont de petite taille. Cette proportion diminue beaucoup en fin de saison sèche et pourtant la proportion en nombre demeure équivalente. Il pourrait donc s'agir de plans d'eau qui subissent une forte réduction de surface entre le début et la fin de la saison sèche. En moyenne, les surfaces des plans d'eau hypereutrophiques mesurent environ 0.178 km² en 2020 et 0.083 km² en 2018.

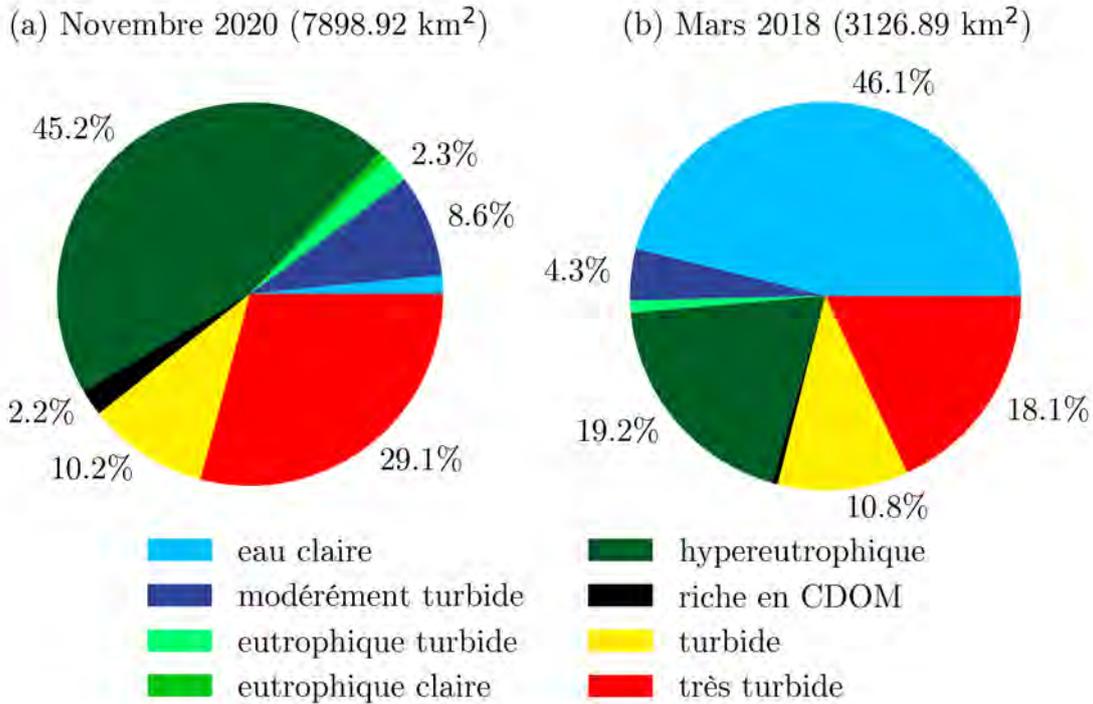


FIGURE 5.22 – Proportion de la surface des plans d'eau par rapport à la surface totale (somme des surfaces des plans d'eau), selon la typologie, sur la zone d'étude (a) en novembre 2020 et (b) mars 2018.

La proportion de la surface totale représentant des plans d'eau très turbides diminue entre la classification de novembre 2020 et celle de mars 2018, de même que la proportion en nombre illustrant leur assèchement ou le passage à une classe de turbidité moins élevée. En moyenne, les surfaces des plans d'eau majoritairement très turbides sont de 0.295 km² en 2018 et de 0.368 km² en 2020.

Les plans d'eau clairs ont une proportion de surface considérablement supérieure en mars 2018 par rapport à novembre 2020 et pourtant leur nombre n'a qu'un peu augmenté, ce qui laisse penser que les lacs grands et moyens sont plus clairs en saison sèche (11 km² de surface en moyenne en 2018). Ces observations sont cohérentes avec l'augmentation de la turbidité, observée dans la région en saison des pluies, provoquée par l'apport de sédiments qui se déposent ensuite progressivement (Robert et al. 2016 ; Robert et al. 2017).

Enfin, on observe une augmentation de proportion de la surface de plans d'eau turbide sur la surface totale en fin de saison sèche en mars 2018 par rapport à novembre 2020. Comme les plans d'eau modérément turbides ont une part surfacique qui diminue, cela laisse penser, de la même façon, que la turbidité est plus forte en début de saison sèche

pour ces plans d'eau également.

La région du Sahel central compte donc une grande majorité de plans d'eau avec de la végétation aquatique ou arborée principalement de petite taille et des plans d'eau très turbides. Ces plans d'eau montrent une variabilité saisonnière importante avec des eaux qui ont tendance à fortement diminuer en turbidité pendant la saison sèche.

4.2.2 Comparaison avec la littérature

Parmi les 37 plans d'eau du Burkina Faso étudiés en avril 2014 par Cecchi et al. (2020), 33 sont détectés sur notre masque d'eau de mars 2018 dont 33 % sont très turbides, 21 % hypereutrophiques et 21 % modérément turbides. Les mesures de profondeur de visibilité du disque de Secchi disponibles dans cette étude sont comparées à nos classifications d'OWT (Table 5.2), même si la différence de dates peut engendrer des différences d'OWT.

OWT mars 2018	N	Chl-a	Profondeur disque de Secchi	
		médiane ($\mu\text{m.L}^{-1}$)	médiane (cm)	écart-type (cm)
claire	3	17.4	80.5	17.5
modérément turbide	7	34.9	46.0	23.4
eutrophique turbide	1	n.m. ¹	2.5	-
eutrophique claire	0	-	-	-
hypereutrophique	7	52.2	11.0	47.1
riche en CDOM	2	20.8	24.5	19.9
turbide	2	16.4	11.0	nan ²
très turbide	11	13.1	16.5	11.3

¹ non mesuré en avril 2014 en raison d'une turbidité trop élevée

² non estimé en raison d'une valeur non déterminée en avril 2014

TABLE 5.2 – Typologies de plans d'eau (en mars 2018) incluent dans l'étude de Cecchi et al. 2020), médianes des profondeurs de Secchi (et écart-type) et de la chlorophylle-a (mesurés en avril 2014, Cecchi et al. 2020), sur les plans d'eau correspondants. N représente le nombre de plans d'eau par classe d'OWT, en mars 2018

Plus le lac est clair, plus la profondeur à laquelle le disque de Secchi est visible est grande. Dans notre étude, les trois eaux classées comme claires en mars 2018 affichent une médiane des profondeurs de Secchi élevée, atteignant 80.5 cm, reflétant

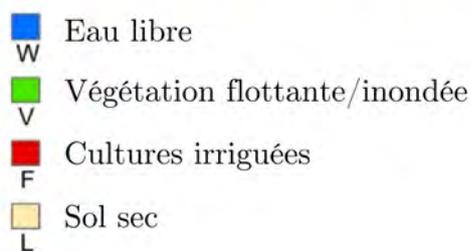
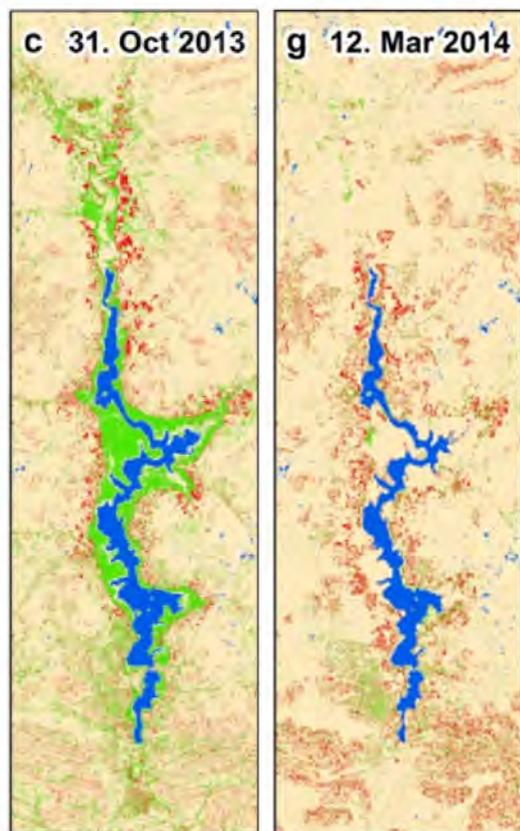
bien une transparence de l'eau. En comparaison, les sept plans d'eau classés comme modérément turbides présentent des profondeurs médianes de 46.0 cm, correspondant à une transparence intermédiaire.

Les autres catégories de turbidité (eutrophique turbide, turbide et très turbide) ne montrent pas une répartition uniforme des profondeurs de Secchi, mais les profondeurs médianes restent relativement proches et basses, ce qui correspond bien à une eau plus opaque. Cette difficulté à observer des variations cohérentes entre les différents niveaux de turbidité peut être attribuée en partie aux variations temporelles de typologie entre 2014 et 2018. De plus, l'utilisation de la classe majoritaire ne prend pas en compte les variations spatiales à l'intérieur du plan d'eau, or les mesures sont très localisées, elles sont effectuées au centre des plans d'eau ou près de la digue des réservoirs, dans le but de maximiser la profondeur de mesure.

Les plans d'eau hypereutrophiques, caractérisés par une forte présence de végétation aquatique ou arborée dans notre étude, présentent des variations significatives de profondeur de Secchi, avec un écart-type de 47.1 cm. Cette variation pourrait être attribuable aux différentes espèces végétales qui opacifient l'eau à divers degrés. Les niveaux élevés de chlorophylle-a (Chl-a) mesurés dans ces types d'eau sont en accord avec la caractéristique eutrophique de ces plans d'eau. De manière générale, nos OWT sont très cohérents avec les observations de Cecchi et al. (2020).

Dans une autre étude, Moser et al. (2016) ont réalisé une classification sur le lac de Bam au Burkina Faso, à partir de données radar. Ils ont ainsi mis en évidence la présence d'une zone de végétation aquatique ou inondée (Fig. 5.23 a.), en début de saison sèche, entourant un centre d'eau libre turbide (profondeur de Secchi de 19.5 cm, Cecchi et al. 2020). Notre classification typologique corrobore ces observations malgré des années hydrologiques différentes (Fig. 5.23 b.), attestant de la capacité de la méthode de définir des typologies par pixels et confirmant les possibilités de variations de typologie interne aux plans d'eau.

(a) Classification Moser et al. (2016)



(b) Classification CNN et typologie

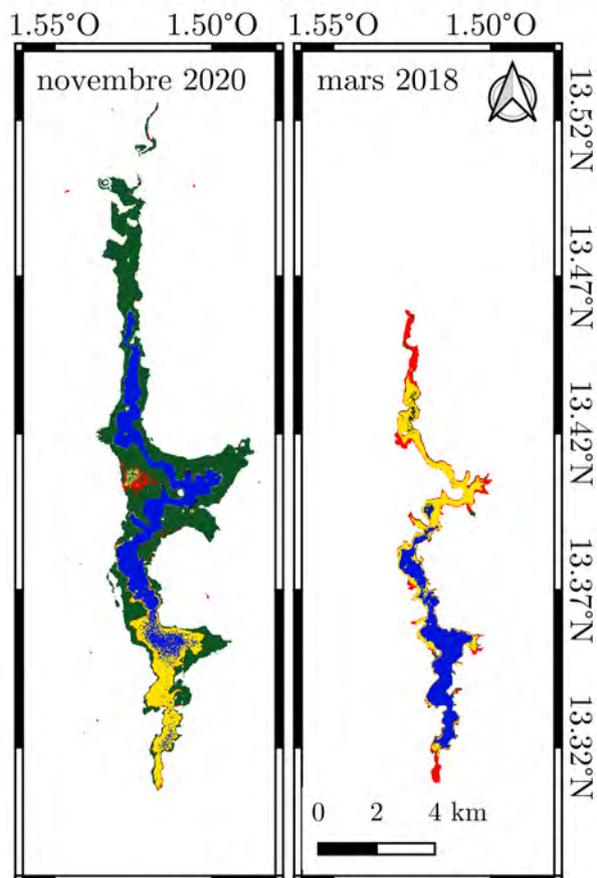


FIGURE 5.23 – Classification des surfaces sur le lac de Bam au Burkina Faso (13.35°N, 1.51°O) en début et fin de saison sèche. (a) Classification de Moser et al. (2016) en octobre 2013 et mars 2014. (b) Classification CNN et typologie en novembre 2020 et mars 2018.

4.2.3 Proportion des types d'eau dans les autres bases de données

Nous avons également comparé les distributions des OWT de nos classifications avec celles des masques d'eau des autres bases, en attribuant aux polygones de celles-ci les OWT issus des données Sentinel-2 MSI de 2020. Ainsi, nous observons une différence si-

gnificative dans la proportion du nombre de plans d'eau hypereutrophiques (Fig. 5.24), qui ne dépasse pas les 50 % dans les autres bases de données (HydroLakes, PLD, GLakes). Cette observation renforce l'idée que les algorithmes globaux ne parviennent pas à détecter efficacement les eaux avec de la végétation, lesquelles sont en moyenne des petits plans d'eau. Il serait néanmoins intéressant d'effectuer la même étude de comparaison sur les types d'eau de mars 2018 car certaines bases ne classent pas les plans d'eau à leur maximum de surface.

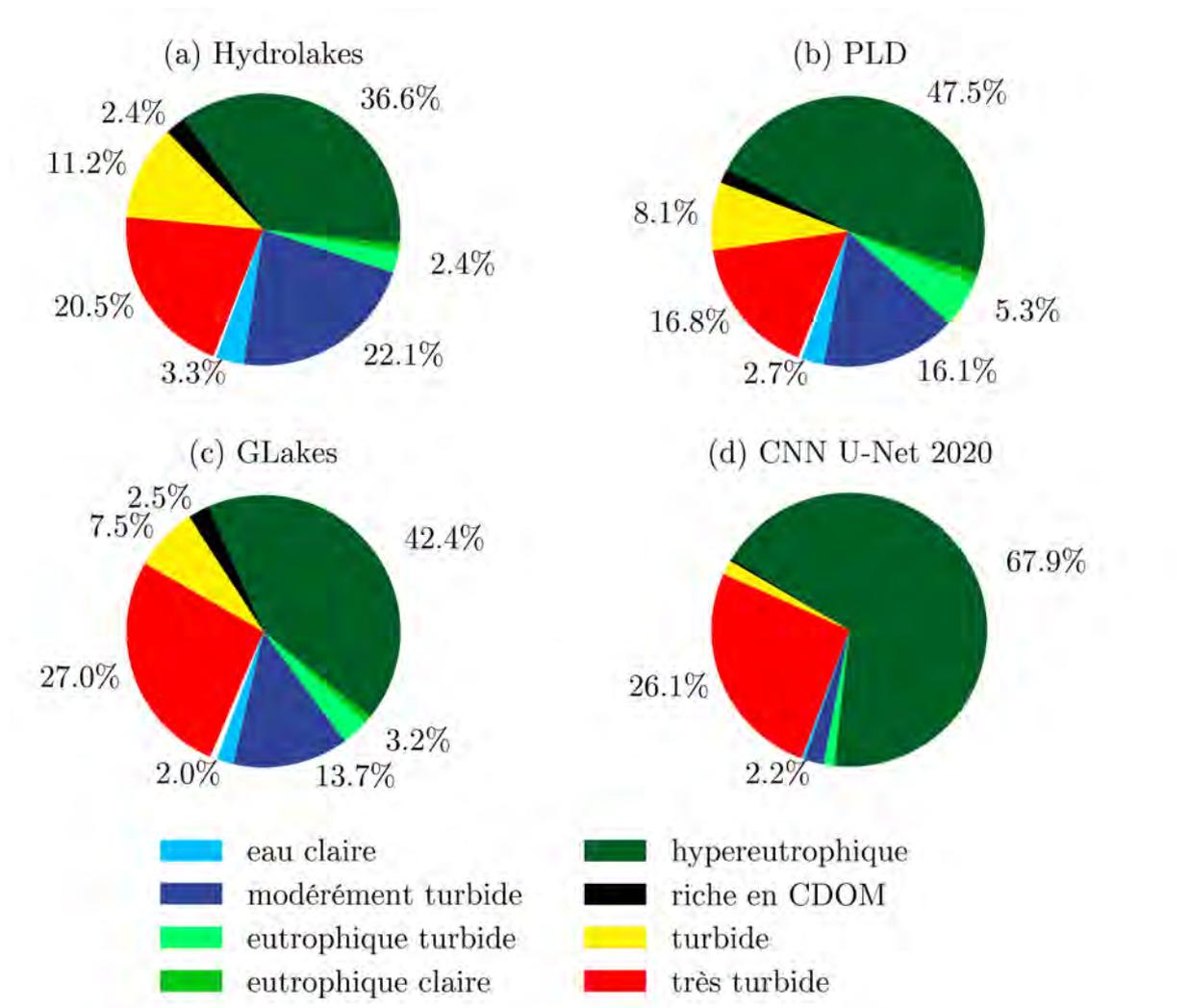


FIGURE 5.24 – Proportion du nombre de plans d'eau par typologie majoritaire, sur la zone d'étude (a-c) par les bases de données et (d) par le CNN en novembre 2020.

5 Discussions et conclusion

À partir du modèle CNN U-Net adapté à la détection des plans d'eau en Afrique de l'Ouest, nous avons généré des masques d'eau et des vecteurs représentant les plans d'eau en novembre 2020 au plus proche du maximum d'eau, ainsi qu'en mars 2018, vers la fin de la saison sèche, lorsqu'il reste assez de données sans nuage disponibles pour une analyse à grande échelle.

Le F1-score du modèle utilisé est de 97 %. Bien que celui-ci soit élevé, il ne reflète pas entièrement les performances du modèle en raison du nombre restreint de données d'apprentissage. Une fois appliqué à une plus grande échelle et à des dates différentes de l'apprentissage, le modèle montre des performances légèrement moins bonnes. Des analyses qualitatives des résultats ont montré des erreurs d'omission et de commission provoquées par des zones humides, des cultures irriguées ou la normalisation dans les patchs qui génère parfois trop de contraste. Ces contrastes locaux peuvent également entraîner des faux négatifs, surtout au centre des grands plans d'eau. Bien que ces erreurs puissent être corrigées en comblant les trous, il est important de noter qu'il existe des éléments qui, bien que ressemblant à des trous dans les plans d'eau, pourraient être un véritable élément géographique comme des îles. Pour minimiser les erreurs causées par les patchs ayant des formes caractéristiques, une solution pourrait consister à développer une méthode de suppression des polygones contenant des côtés horizontaux ou verticaux bien définis, de manière à préserver la forme des plans d'eau tout en réduisant les erreurs de détection.

Nous avons cependant atteint des performances très prometteuses, ce qui nous distingue des autres méthodes qui reposent pourtant sur des ensembles de données plus importants. En outre, l'objectif principal de nos travaux était la bonne identification des eaux de surfaces avec de la végétation aquatique ou arborée et les résultats démontrent de bonnes performances à ce sujet. À des fins d'amélioration du modèle, il est nécessaire d'augmenter la taille de notre jeu de données. Il serait également pertinent d'intégrer l'aspect temporalité dans l'apprentissage afin d'identifier les plans d'eau par leur cycle saisonnier, ou encore l'utilisation de patchs de tailles différentes pour prendre en compte les diverses échelles de surface des plans d'eau.

Cette étude identifie un grand nombre de plans d'eau dans cette région, dont la grande majorité sont de petite taille. Cela corrobore les observations de (Haas et al. 2009) en région soudano-sahélienne et prolonge leurs résultats pour des tailles de plan d'eau bien plus

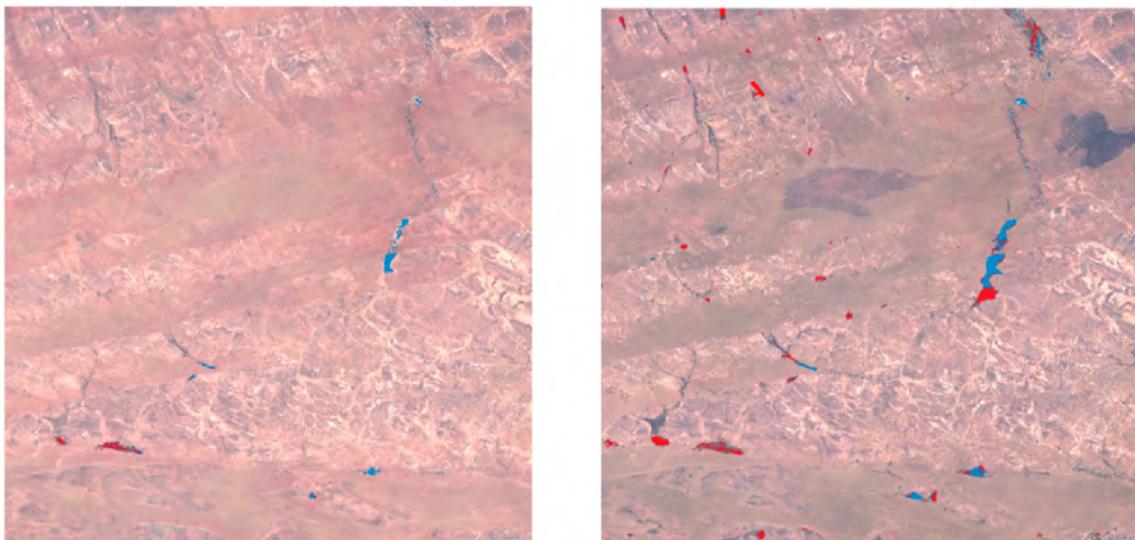
faibles encore. En 2020, parmi les 29 265 plans d'eau détectés, dont la taille varie de 0.002 km² à 1 161.867 km², 77.8 % sont inférieurs à 0.05 km². Cette année s'approche du maximum d'eau, elle est donc plus sujette aux faux positifs provoqués par les zones humides ou temporairement inondées. Or, même en considérant les résultats de mars 2018 avec 8 093 plans d'eau, nous observons des proportions similaires de plans d'eau de petite taille. De plus, nous observons par ces chiffres qu'un grand nombre de plans d'eau sont temporaires.

La région abrite également une grande diversité de types d'eau. Huit types d'eau ont été identifiés, ils sont divisés entre des niveaux de turbidité, de l'eau claire, riche en matière dissoute colorée ou caractérisés par de la végétation aquatique ou arborée. Les eaux avec de la végétation sont majoritaires et représentent environ 70 % des plans d'eau, suivies d'une proportion importante de plans d'eau très turbides (20 à 26 %). Ces répartitions restent relativement constantes entre novembre 2020 et mars 2018. Toutefois, près de la moitié des plans d'eau partagés entre ces deux périodes affichent un changement de typologie. Ces observations montrent une variabilité saisonnière, probablement dues à la variation de plusieurs facteurs comme les précipitations, le ruissellement, les échanges avec la nappe et les phénomènes de déposition et remobilisation des sédiments. Un lac plus profond étant plus à même d'être clair (Cecchi 2014), il serait intéressant de voir si la bathymétrie du lac explique son éclaircissement lors de la phase de vidange. Par ailleurs, trois niveaux de turbidité sont représentés (moyennement turbide, turbide et très turbide), cependant ils ont été obtenus à partir de résultats d'OWT relevés au Brésil, or l'Afrique de l'Ouest présente des niveaux de turbidité parmi les plus élevées au monde (Section 4 chapitre 1), ce qui nous amène à nous questionner sur la nécessité de créer une classe de turbidité supplémentaire.

Le nombre de plans d'eau détectés en mars 2018 reste plus élevé que dans la plupart des bases de données vectorielles étudiées. Ces dernières n'identifient pas certains de nos petits plans d'eau et montrent un déficit dans l'identification des eaux avec de la végétation. Ces observations reflètent des difficultés à détecter les plans d'eau avec des algorithmes globaux. La base de données récente Global land cover and land use 2019 (Hansen et al. 2022) d'occupation du sol propose une première approche de la classification des eaux de surface avec une classification en eau libre et végétation aquatique à l'échelle globale. Il serait donc intéressant de comparer nos classes eutrophiques avec ces données.

Préalablement à ces travaux, nous avons expérimenté l'utilisation d'un algorithme de Random Forest, qui a permis d'améliorer la détection des eaux de surfaces, par rapport à

des algorithmes de seuillage, dans la région du Gourma au Mali (Fig. 5.25). Nos résultats ont également mis en évidence un grand nombre de plans d'eau dans la région, dont la moitié sont temporaires, avec 150 plans d'eau turbides et 8 avec de la végétation en fin de saison sèche et 337 plans d'eau en début de saison sèche dont la moitié sont recouverts de végétation (Papa et al. 2023, en Annexe 5). Cependant, cette méthode présentait toujours quelques difficultés d'identification des plans d'eau avec de la végétation dans leur totalité. De plus, elle n'a été développée que sur une seule tuile Sentinel-2, sa généralisation à d'autres images n'est pas assurée. Cela nous a amené à nous questionner sur les capacités des méthodes à détecter les eaux de surfaces en Afrique de l'Ouest et à développer une méthode plus robuste aux informations spectrales.



Saison sèche, Gourma (16 mars 2018)

Saison humide, Gourma (11 novembre 2018)

FIGURE 5.25 – Classification de plans d'eau turbides (bleu) et avec de la végétation (rouge) par algorithme de Random Forest (ALCD, Baetens et al. 2019) sur le Gourma, Mali.

Conclusions et perspectives

Les plans d'eau en Afrique de l'Ouest demeurent largement méconnus, ce qui soulève de nombreuses interrogations, comme évoqué dans le chapitre 1, et a des répercussions dans des domaines aussi variés que les ressources en eau, de la santé, des activités agricoles, de l'élevage, de la biodiversité, des cycles des gaz à effet de serre. Pour y répondre, la télédétection s'est révélée être un outil précieux, qui amène de nouvelles questions méthodologiques, abordées dans le chapitre 2, notamment en ce qui concerne leur capacité à effectuer des suivis des plans d'eau avec précision. Dans cette thèse, nous avons développé des méthodes basées sur l'exploitation de données satellitaires dans l'objectif de fournir des réponses à ces questions.

Les plans d'eau du Sahel central présentent des régimes hydrologiques variés

Nous avons réalisé un bilan hydrologique pour un ensemble de 37 plans d'eau localisés au Sahel central. Cette étude s'est principalement concentrée sur la saison sèche, au cours de laquelle nous avons comparé les variations de hauteur d'eau avec les pertes par évaporation. Cette approche nous a permis d'obtenir un premier aperçu des comportements hydrologiques de ces plans d'eau.

Nos résultats ont montré que 12 plans d'eau connaissent des pertes en eau importantes qui ne peuvent pas être entièrement attribuées à l'évaporation. Ces plans d'eau sont principalement situés au Burkina Faso et notamment au centre du pays, parfois proches de la capitale ou d'agglomérations. Les pertes en saison sèche sont souvent liées à des prélèvements d'eau d'origine anthropique. Neuf d'entre eux sont des réservoirs artificiels, principalement construits pour répondre aux besoins en eau de l'irrigation à petite échelle. Quatorze plans d'eau présentent des pertes en eau moins importantes, voire nulles, les variations de hauteur correspondant principalement aux pertes par évaporation. Au nord du Burkina Faso, six d'entre eux sont des réservoirs. Certains ont connu des variations interannuelles exceptionnelles qui peuvent être attribuées à des actions anthropiques affectant le fonctionnement des barrages. Les autres plans d'eau de la région présentent eux des variations interannuelles plus modérées, supposément expliquées par les variations climatiques. Nous avons également identifié cinq plans d'eau dans le delta intérieur du Niger qui reçoivent des apports significatifs après la saison des pluies. Ces plans d'eau sont indirectement alimentés par des précipitations distantes,

grâce à l'écoulement du fleuve Niger qui dans cette zone présente un pic de crue décalé par rapport à la saison des pluies. En comparaison, les six plans d'eau situés à l'ouest du Niger présentent des apports de saison sèche modérés, que l'on peut probablement attribuer à des échanges avec les nappes superficielles, un phénomène déjà documenté dans cette région. Certains plans d'eau montrent un équilibre sur l'ensemble de la saison sèche résultant d'apports en début de saison, par le réseau hydrographique, et de pertes ultérieures.

Cette étude fournit des informations précieuses pour approfondir notre compréhension du fonctionnement hydrologique des petits plans d'eau d'Afrique de l'Ouest. Nous avons montré que l'on peut caractériser ce fonctionnement en combinant des données optiques et de l'altimétrie, et cela représente une avancée notable dans le suivi des ressources en eau et du cycle de l'eau de manière générale. A ce stade, la quantification exacte de certains flux d'eau par télédétection demeure cependant un défi. Idéalement, des mesures précises pourraient être obtenues sur le terrain, mais les données in situ disponibles en Afrique de l'Ouest sont actuellement insuffisantes pour permettre une étude à grande échelle et en temps quasi réel. Le ruissellement qui alimente le plan d'eau pourrait être documenté en estimant le coefficient de ruissellement sur le bassin versant et les précipitations. Les débits peuvent éventuellement être aussi estimés sur des fleuves importants (fleuve Niger) pour certaines retenues, par exemple par altimétrie et imagerie optique, ou bien par SWOT. L'eau utilisée pour l'irrigation pourrait également être estimée, ou du moins la quantité d'eau minimum nécessaire à l'irrigation, en estimant l'évapotranspiration des couverts irrigués (Allies et al. 2020) et leur surface au cours de la saison sèche. Les données de la mission Trishna à venir pourraient fournir des informations intéressantes à ce sujet. Les pertes exceptionnelles comme celles provoquées par des accidents de digue sont également observables. En revanche, cela paraît plus compliqué de quantifier les échanges avec la nappe, à partir d'observation satellite. Le lien avec les plans d'eau n'est pas forcément facile à faire même si l'on connaît l'évolution de cette hauteur de nappe. Enfin, les bilans hydrologiques établis dans cette étude se concentrent exclusivement sur la saison sèche. Pour une compréhension exhaustive du comportement de ces plans d'eau, il est intéressant d'étendre ces estimations à l'ensemble de l'année hydrologique. Toutefois, cela implique de quantifier quelques variables hydrologiques additionnelles, notamment le ruissellement.

Les données altimétriques actuelles, combinées à l'optique, permettent de suivre les petits plans d'eau en Afrique de l'Ouest

L'utilisation de l'altimètre radar Sentinel-3 SRAL, l'un des instruments les plus adaptés pour surveiller les variations des plans d'eau, nous a permis de mesurer avec précision les hauteurs d'eau. Cet instrument a permis d'obtenir une mesure de hauteur d'eau toutes les 27 jours, couvrant la période de 2016 jusqu'à aujourd'hui. Parallèlement, grâce à l'imageur optique Sentinel-2 MSI, nous avons pu estimer les surfaces en eau, en effectuant des relevés tous les 5 à 10 jours, depuis 2015 jusqu'à aujourd'hui. La fréquence élevée de revisite, la disponibilité régulière des données dans des zones à faible couverture nuageuse et la haute résolution spatiale de cet instrument en font un outil particulièrement adapté pour le suivi des petites surfaces en eau. En combinant ces données satellites, nous renforçons la résolution temporelle, ce qui nous a permis d'étudier des plans d'eau de 0.04 km² à 37.91 km².

Cette étude démontre la faisabilité d'un suivi des petits plans d'eau à l'échelle régionale. Pour aller plus loin, il serait judicieux de procéder à un échantillonnage plus exhaustif de la région, permettant ainsi de valider ou d'invalider nos hypothèses de manière plus robuste. Les satellites SWOT (Grippa et al. 2019) et Sentinel-6 n'ont pas été exploités dans le cadre de cette thèse du fait de leur lancement récent. En particulier, SWOT qui a été spécialement conçu pour l'hydrologie, offre une couverture globale qui pourrait grandement enrichir nos analyses.

Il serait également intéressant d'explorer d'autres approches de traitement des données altimétriques, comme le Fully Focused SAR par exemple (Egido et Smith 2017), et considérer l'utilisation d'algorithmes de retracking plus adaptés aux eaux de surface continentales, comme le LPP (Boy et al. 2022). Les avancées technologiques des satellites et le développement de méthodes de traitement adaptés aux plans d'eau pourraient contribuer à affiner nos résultats et à améliorer notre compréhension des plans d'eau en Afrique de l'Ouest.

Détection des plans d'eau en Afrique de l'Ouest par réseau de neurones

Ce travail a mis en évidence la complexité de l'estimation des surfaces en eau par satellite dans cette région, en grande partie due à la diversité des plans d'eau présents. La revue des méthodes utilisées a montré le défi que représente la détection par imagerie optique des eaux de surface en présence de végétation aquatique et arborée. Parmi

les approches envisageables, les réseaux de neurones se sont avérés être une solution pour résoudre cette problématique, en exploitant à la fois l'information spatiale, via la reconnaissance de forme, et spectrale. La méthode de réseau de neurones utilisée pour la détection des plans d'eau s'est avérée robuste malgré la diversité des plans d'eau étudiés.

Le CNN à architecture U-Net que nous avons utilisé a été configuré pour extraire les plans d'eau en Afrique de l'Ouest à partir d'images Sentinel-2 MSI. Cette configuration a été affinée grâce à des essais empiriques et une optimisation des paramètres du modèle nous a permis de valider certains choix et de proposer des pistes d'amélioration. Actuellement, le modèle atteint un F1-score de 97 % et détecte efficacement les eaux comportant de la végétation. Cependant, il est important de compléter le jeu de données d'entraînement pour améliorer les performances et pour évaluer de manière plus complète ces améliorations, la performance actuelle étant affectée par le nombre limité de données. Lorsque nous avons discuté des performances de ce modèle, nous avons également évoqué la nécessité de prendre en compte les différences d'échelle spatiale entre les plans d'eau afin d'améliorer la détection pour chaque catégorie de taille. Cette problématique de taille d'objet qui se pose lorsque l'on cherche à reconnaître à la fois des "petits" et des "grands" objets est classique dans le domaine de la reconnaissance de forme, même si elle reste difficile à traiter. Une approche serait de ne s'attarder que sur la détection des petits plans d'eau afin d'améliorer les performances du modèle, les grands étant facilement identifiables par d'autres méthodes ou déjà connus des bases de données. De plus, on pourrait envisager un CNN avec une dimension temporelle afin de prendre en compte les variations saisonnières des plans d'eau pertinentes pour leur identification qui permettrait notamment de repérer les erreurs d'omission et commission. De manière plus classique, l'utilisation de données radar devrait être étudiée. Cela pourrait venir compléter notre approche pour l'interpolation temporelle en cas de nuages ou de détection de la végétation aquatique. Toutefois, des difficultés sont associées à ces données, comme les fortes variations temporelles du fait de la rugosité de l'eau et du vent, ou encore des confusions avec l'environnement notamment avec des sols lisses et humides.

Une classification des plans d'eau en Afrique de l'Ouest permet d'analyser leur distribution spatiale, dynamique temporelle et typologie

Ce modèle nous a permis de réaliser des classifications des plans d'eau en novembre 2020 et mars 2018 dans la région du Sahel central. Ces classifications ont ensuite servi de base pour établir une typologie des plans d'eau dans cette région. Les résultats ont mis en évidence la présence d'un grand nombre de plans d'eau avec 29 265 plans d'eau

identifiés en novembre 2020 et 8 093 en mars 2018. Ils sont caractérisés par la présence commune de végétation, qui représente environ 70 % des plans d'eau, ou une turbidité élevée, tant en début de saison sèche en novembre 2020, qu'en fin de saison sèche en mars 2018. Une très grande partie de ces plans d'eau sont de petite taille, puisque 85 % environ sont inférieurs à 0.1 km². Cette observation souligne que les études et les bases de données ont tendance à sous-estimer très largement le nombre de plans d'eau dans la région. Nos résultats mettent également en lumière une abondance significative de plans d'eau temporaires, touchant près de 80 % des plans d'eau, ce qui peut avoir un impact important sur l'écologie des écosystèmes.

Les variations temporelles du nombre, de la taille et du type de plans d'eau, ainsi que les variations de typologie à l'intérieur d'un même plan d'eau, suscitent un intérêt particulier et mériteraient d'être approfondies. Une fois que le nombre de sites mesure des hauteurs d'eau aura augmenté, grâce à SWOT par exemple, nous pourrions combiner les informations de la typologie des plans d'eau avec une étude du fonctionnement hydrologique. Dans un premier temps, nous pourrions déjà réaliser une classification des types d'eau pour les mêmes dates que l'étude sur le fonctionnement hydrologique, ce qui permettrait d'observer l'évolution des 37 plans d'eau étudiés. Le modèle a été entraîné sur des données de dates différentes et devrait donc pouvoir être appliqué avec succès. D'autres idées ont émergé lors de la discussion des résultats, telles que la comparaison entre la forme des plans d'eau et leur typologie, afin de déterminer si les plans d'eau peu profonds sont effectivement plus susceptibles d'être turbides.

Pour approfondir cette étude, une perspective intéressante serait d'explorer la variabilité temporelle des plans d'eau sur l'ensemble d'une année hydrologique et même sur le long terme, ce qui permettrait l'analyse de leurs fluctuations de surface (séparation en plusieurs lacs, fusion, assèchement) et leurs évolutions typologiques. Pour affiner l'estimation du nombre de réservoirs, il serait envisageable de détecter les barrages en utilisant des images très haute résolution et en identifiant des structures linéaires proches des plans d'eau répertoriés dans notre masque, par exemple en développant un CNN appliqué à des images très haute résolution, comme Brandt et al. (2020) et Tucker et al. (2023). De plus, une approche complémentaire consisterait à croiser ces données avec d'autres bases de données, telles que celles relatives aux cultures irriguées, aux arbres, aux zones urbaines et à l'élevage, pour obtenir une typologie plus complète, qui intéresserait plusieurs domaines de recherche ou d'application (hydrologie, écologie, santé).

Enfin, bien que l'algorithme de détection ait été configuré pour une détection spéci-

fique au Sahel central, une extension de la zone de prédiction pourrait être envisagée. Cependant, pour appliquer cette méthode à d'autres régions du monde, le recours au transfert d'apprentissage est probablement nécessaire.

En définitive, cette thèse a contribué à enrichir notre connaissance du contexte hydrographique de l'Afrique de l'Ouest en fournissant des réponses ou des éléments de réponse concernant le fonctionnement des plans d'eau, leur répartition géographique et leur diversité de taille, forme et typologie. Ces conclusions suscitent des questions sur ce qui se passe à une échelle régionale plus vaste, englobant par exemple toute la bande soudano-sahélienne, ainsi que sur les évolutions à long terme, passées, présentes et futures.

En mettant à disposition des méthodologies reproductibles utilisant des données accessibles, cette thèse vise à faciliter la poursuite de ces recherches et à inciter d'autres chercheurs à explorer en profondeur les particularités de ces plans d'eau. Les avancées technologiques récentes, notamment l'utilisation de satellites de nouvelle génération, ouvrent des perspectives passionnantes pour approfondir notre compréhension de ces eaux de surface essentielles et de leurs réponses aux pressions anthropiques et aux variations climatiques.

Table des figures

1.1	Définition géographique de l’Afrique de l’Ouest et de ses zones climatiques caractérisées par les isohyètes (données CHIRPS version 2.0, de 1981 à 2022, Funk et al. 2014).	18
1.2	Moyenne mensuelle des précipitations journalières sur sept ans au Mali, Burkina Faso et Niger (données IMERG-GPM version 6, de 2015 à 2021, Huffman et al. 2019).	19
1.3	Circulation des vents (flèches) en Afrique de l’Ouest et valeurs de pression atmosphérique (en millibars) pendant (a) la saison sèche en janvier et (b) la saison des pluies en juillet/août. Crédit : Nicholson (2013).	19
1.4	Principaux bassins versants (données HydroBasins version 1.c, Lehner et Grill 2013), fleuves (données SWORD version 14, Altenau et al. 2022) et lacs d’Afrique de l’Ouest (données HydroLakes version 10, Messenger et al. 2016).	20
1.5	Cartographie des eaux de surfaces temporaires, zoom sur la boucle du Niger et la région du delta intérieur du Niger. Crédit : Haas et al. (2009).	21
1.6	Distribution des petits réservoirs d’Afrique de l’Ouest. Crédit : Owusu et al. 2022.	22
1.7	Flux d’eau entrants et sortants à l’échelle d’un plan d’eau.	24
1.8	Cumul annuel des précipitations (a) en 2017 et (b) 2020 (données IMERG-GPM version 6 Huffman et al. 2019).	25
1.9	Cartographie de l’occupation des sols en Afrique de l’Ouest. Crédit : Asenso Barnieh et al. 2020.	27
1.10	Cycle de l’évaporation moyenne par quinzaine de 2006 à 2010 (vert) estimée à partir d’un modèle (ECMWF reanalysis) ou de données de stations météo (AWS), et précipitations journalières (bleu), sur la mare d’Agoufou au Mali. Crédit : Gal et al. (2016)	28
1.11	Carte de l’hydrogéologie de l’Afrique de l’Ouest avec productivité des aquifères selon leur type (carte adaptée et légende d’après BRGM et al. 2022).	30
1.12	Différents flux sortants et entrants du bilan hydrologique impactant la variation de volume du réservoir de Boura, Burkina Faso. Crédit : Fowe et al. (2015).	31

1.13	Anomalies des précipitations annuelles de 1921 à 2022, mesurées sur la station d’Hombori située au Mali (données : AMMA-CATCH (2003) et Direction de la Météorologie Nationale du Mali).	32
1.14	Variations de surfaces observées sur la mare d’Agoufou au Mali entre 1966 et 2006. Crédit : Gardelle et al. 2010.	34
1.15	Variations des surfaces maximales du lac Bam (Burkina Faso) et occurrences des pixels d’eau, entre 2000 et 2020. Crédit : Yameogo et al. 2023	35
1.16	Photos de différents types d’eau observés en Afrique de l’Ouest. (a) Lac avec de la végétation aquatique et des arbres (Kokorou, Niger) ; (b) Lac très turbide (Bangou-Kirey, Niger) ; (c) Lac moyennement turbide avec quelques arbres immergés (Tanvi, Burkina Faso). Crédit : Jean-Louis Rajot, Moussa Boubacar, Hedwige Nikiema	37
2.1	Principe de l’altimétrie radar. Crédit : Nielsen et al. (2017).	42
2.2	Coefficient de rétrodiffusion, le long d’une trace altimétrique, indiquant la présence d’eau de surface. Analyse effectuée sur le logiciel ALTiS (Altimetry Time Series), version 2.0 (Frappart et al. 2021), à partir de données Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter.	43
2.3	Traces altimétriques des satellites Jason-3, Sentinel-6A (en rouge) et Sentinel-3A et Sentinel-3B (en pointillés noirs) sur le Sahel central (données : Aviso CNES et CTOH 2014).	45
2.4	Principe d’acquisition au sol de l’altimètre KaRIn. Crédit : Fjørtoft et al. (2014).	46
2.5	Couverture des traces altimétriques du satellite SWOT sur le Sahel central (données : CNES et CTOH 2014), représentées par l’empreinte de l’altimètre au sol (zones grises) autour du nadir (traits noir).	46
2.6	Signatures spectrales de l’eau, de la végétation et d’un sol nu. Crédit : Lillesand et al. (2004).	48
2.7	Réflectance de l’eau selon sa transparence (Brown représente les eaux riches en matière dissoute colorée). Crédit : Soomets et al. (2019)	48
2.8	(a-g) Variations de la concentration de matières en suspension estimées par des données Sentinel-2 MSI, sur le réservoir de Bagré et (h) relation entre les valeurs de réflectance sur la bande NIR utilisée dans cette estimation et la concentration en MES mesurée. Crédit : Papa et al. (2023).	49
2.9	Images satellites RGB de (a) WorldView-3 (b) Sentinel-2 MSI et (c) Landsat-8 OLI, représentant les berges du réservoir de Tibin, au Burkina Faso (13.163°N, 1.391°O).	52

2.10	(a) Image en fausses couleurs et (b) indice d'eau MNDWI, sur le lac Tibin (13.163°N, 1.391°O) au Burkina Faso (données : Sentinel-2 MSI). En blanc, les pixels correspondant à des valeurs de MNDWI élevées, indiquant une forte probabilité d'être de l'eau, tandis qu'en noir se trouvent les pixels avec des valeurs basses.	55
2.11	Graphe des types d'eau définis sur des eaux de surface au Brésil et valeur moyenne (et médiane entre parenthèses) de la chlorophylle-a (Chl-a), du total des matières en suspension (TSM), des matières organiques dissoutes colorées (CDOM) et de la profondeur du disque de Secchi (Z_{sd}). Crédit : da Silva et al. (2021).	58
3.1	Carte des bilans hydrologiques superposée aux zones d'hydrogéologie. Fond de carte adapté de BRGM et al. (2022).	84
3.2	Carte des bilans hydrologiques superposée à la taille des agglomérations (fond de carte de OECD 2020).	85
3.3	(a-f) Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs (NIR, rouge et vert) de lacs et réservoirs présentant un fort bilan négatif en mars 2018. L'affichage en fausses couleurs met en évidence, en rouge, les zones de végétation bien développées, donc alimentées en eau par irrigation.	87
3.4	Zones irriguées autour du réservoir Mogtedo au Burkina Faso. Crédit : Sally et al. 2011.	88
3.5	Situation géographique du delta intérieur du Niger et du lac Bakafé et débit du fleuve Niger aux stations amont (Ké Macina) et aval (Diré). Crédit : Getirana et al. (2021).	89
3.6	Carte de la distribution spatiale des valeurs de seuil sur le MNDWI des plans d'eau étudiés dans la publication de Fleury et al. (2023).	90
3.7	Exemple du lac de couleur hétérogène Zoribi au Niger (14.170°N, 1.021°E), le 04 octobre 2017. (a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, (b) MNDWI, (c) segmentation obtenue par seuillage Otsu sur le MNDWI et (d) histogramme du MNDWI.	91
3.8	Exemple du lac Séguénéga au Burkina Faso (13.441°N, 1.952°O), couvert de végétation aquatique, le 10 novembre 2020. (a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, (b) MNDWI, (c) segmentation obtenue par seuillage Otsu sur le MNDWI et (d) histogramme du MNDWI.	92

3.9	Exemple du réservoir de Tanvi au Burkina Faso (12.199°N, 1.302°O), de couleur homogène, le 10 novembre 2020. (a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, (b) MNDWI, (c) segmentation obtenue par seuillage Otsu sur le MNDWI et (d) histogramme du MNDWI.	93
4.1	Processus d'apprentissage, avec θ le jeu de paramètres du modèle à entraîner, \hat{x}_i les estimations du modèle sur les images des données d'entraînement (x_i) sur le batch actuel (i) et \hat{y}_i les estimations du modèle sur les images des données de validations (y_i) sur le batch actuel (i). CNN U-Net représente le modèle de réseau de neurones utilisé.	97
4.2	Architecture U-Net modifiée (Kariryaa 2020) du CNN utilisé dans cette étude. Le sens de propagation des informations dans le réseau est de bas en haut avec chaque rectangle représentant une couche du réseau. A et B sont des éléments de compréhension à la figure 4.8.	102
4.3	Principe de la convolution 2D entre une image de taille 6×5 et un kernel de taille 3×3	103
4.4	Principe de la convolution 2D entre une image de taille 6×5 et un kernel de taille 3×3 avec traitement de bord (zero-padding).	104
4.5	Fonction d'activation ReLU.	104
4.6	Opération de max-pooling 2D (kernel de taille 2×2) sur une image de taille 5×5	106
4.7	Interpolation au plus proche voisin (kernel de taille 2×2) sur une image de taille 2×2	107
4.8	Détail des opérations dans la porte d'attention. La lettre A représente la matrice à la sortie d'une des couches d'up-sampling. La lettre B représente la matrice en sortie de la couche de batch normalization de l'étage correspondant dans l'encodeur.	107
4.9	Fonction d'activation sigmoïde.	108
4.10	Localisation des données d'apprentissage (points noirs) et d'évaluation (triangles rouges) ainsi que des tuiles Sentinel-2 MSI couvrant la zone d'étude.	111
4.11	Exemple de données d'apprentissage pour une petite zone du Burkina Faso. En noir les polygones d'entraînement ou de validation et en vert les boîtes englobantes (fond de carte : MNDWI sur Sentinel-2 MSI).	111
4.12	Courbes de la fonction perte (loss) sur les données d'entraînement (en orange) et de validation (en bleu) en fonction des cycles (epochs). (a-c) Exemple de scénarios d'évolution des performances du modèle rencontrés.	113

4.13	Exemple de prédictions obtenues avec un patch de taille 256 et 512, sur le lac de Bagré au Burkina Faso (en noir les pixels d'eau).	115
4.14	(a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs d'une zone de test au Niger et (b) MNDWI. (c-f) Prédictions obtenues par différents essais de combinaison de bandes spectrales. En rouge les polygones d'évaluation, en vert les boîtes englobantes et en noir les pixels d'eau identifiés par le modèle pour la combinaison de bande décrite.	117
4.15	(a) Image Sentinel-2 MSI en fausses couleurs d'une zone située en France, sur la tuile T32ULU et (b) MNDWI. (c) Masque d'eau du CNES (Peña-Luque et al. 2019) obtenu par algorithme supervisé (ALCD) qui vaut comme vérité terrain et (d) prédiction de notre modèle, avec en noir les pixels d'eau.	120
4.16	(a-d) Différents exemples de scènes sur les images Sentinel-2 MSI en (RGB, RGB normalisé et fausses couleurs) avec les résultats obtenus par Grad-CAM et les prédictions associées (en blanc les pixels d'eau). L'intérêt est quantifié à travers une représentation thermique où les zones fortement intéressantes pour le modèle sont affichées en rouge, tandis que les zones moins pertinentes apparaissent en bleu. Crédit : Wassim Chakroun.	121
5.1	Processus de post-traitement pour générer le masque d'eau global raster et le masque vecteur.	125
5.2	Masques d'eau obtenus par CNN U-Net sur la zone d'étude au Sahel central (10°N - 17°N, 8°O et 7°E) en (a) novembre 2020 et (b) mars 2018. En blanc, les pixels d'eau et en noir le reste.	126
5.3	Zoom sur le lac de Bagré au Burkina Faso, partagé entre deux tuiles Sentinel-2 MSI. (a) Image Sentinel-2 en fausses couleurs, (b) MNDWI, (c) prédiction brute en sortie du modèle et (d) prédiction au format vecteur après traitements.	128
5.4	Vecteurs contenant les polygones des plans d'eau (en noir avec contours épaissis pour l'affichage) obtenus à partir des masques d'eau sur la zone d'étude, en (a) novembre 2020 et (b) mars 2018.	129
5.5	Distribution de la surface des plans d'eau détectés sur la zone d'étude (a) en novembre 2020 et (b) en mars 2018.	131
5.6	Distribution logarithmique de surface des plans d'eau en zone soudano-sahélienne. Rank correspond au rang des plans d'eau préalablement triés par ordre décroissant de surface. Crédit : Haas et al. (2009).	132

5.7	Distribution logarithmique de surface de plans d'eau en Suède et à l'échelle globale. Crédit : Cael et Seekell (2016).	132
5.8	Distribution logarithmique de surface des plans d'eau de cette étude, avec limite de surface minimale de Haas et al. (2009) et limite de la loi de puissance d'après Cael et Seekell (2016). Index correspond au rang des plans d'eau préalablement triés par ordre décroissant de surface. En noir la distribution sur novembre 2020 et en rouge sur mars 2018.	133
5.9	Distribution de la taille des plans d'eau (a) des prédictions du CNN (en novembre 2020 en noir et en mars 2018 en gris) et (b-d) des bases de données globales vectorielles.	135
5.10	Répartition des plans d'eau en novembre 2020 sur une grille de 0.1° sur la zone d'étude, en (a) nombre par grille et en (b) pourcentage de surface d'eau par grille.	137
5.11	Répartition des plans d'eau en mars 2018 sur une grille de 0.1° sur la zone d'étude, en (a) nombre par grille et en (b) pourcentage de surface d'eau par grille.	138
5.12	Différence entre 2020 et 2018 du nombre de plans d'eau par grille de 0.1° sur la zone d'étude.	139
5.13	Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, MNDWI et masques d'eau de mars 2018 et novembre 2020 de cultures irriguées au Mali (13.90°N, 5.58°O).140	
5.14	Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, MNDWI et masques d'eau de novembre 2020 de zones humides au Mali (14.43°N, 6.02°O).	141
5.15	Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, MNDWI et masques d'eau de novembre 2020 de petits plans d'eau (0.027-0.13 km ²) au Ghana (10.90°N, 0.40°O).	141
5.16	Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs, MNDWI et masques d'eau de mars 2018 et novembre 2020, d'un lac présent en mars 2018 et absent en novembre 2020 au Ghana (10.68°N, 2.52°O).	142
5.17	Images Sentinel-2 MSI en fausses couleurs de novembre 2020 et mars 2018, MNDWI (sur novembre 2020) et prédictions associées du CNN U-Net (polygone de plan d'eau en noir pour novembre 2020 et en bleu pour mars 2018) et des bases de données (en noir les pixels et polygones de plan d'eau). Exemple sur trois plans d'eau : (a) la mare d'Ibanta située au Mali compte beaucoup d'arbres, (b) le lac de Kokorou, au Niger dont le centre est couvert de végétation aquatique et (c) le réservoir de Tanvi (sud), petit réservoir du Burkina Faso.	143

5.18	Typologie de l'eau par pixel, zoom sur une zone du centre du Burkina Faso, en novembre 2020.	145
5.19	Polygones de plan d'eau par majorité de type d'eau (légende Fig. 5.18), exemple sur une zone du centre du Burkina Faso (a) en novembre 2020 et (b) en mars 2018.	145
5.20	Vecteurs de plans d'eau par majorité de type (contours épaissis pour l'affichage), sur la zone d'étude (a) en novembre 2020 et (b) mars 2018.	146
5.21	Proportion du nombre de plans d'eau par typologie majoritaire, sur la zone d'étude (a) en novembre 2020 et (b) en mars 2018.	147
5.22	Proportion de la surface des plans d'eau par rapport à la surface totale (somme des surfaces des plans d'eau), selon la typologie, sur la zone d'étude (a) en novembre 2020 et (b) mars 2018.	148
5.23	Classification des surfaces sur le lac de Bam au Burkina Faso (13.35°N, 1.51°O) en début et fin de saison sèche. (a) Classification de Moser et al. (2016) en octobre 2013 et mars 2014. (b) Classification CNN et typologie en novembre 2020 et mars 2018.	151
5.24	Proportion du nombre de plans d'eau par typologie majoritaire, sur la zone d'étude (a-c) par les bases de données et (d) par le CNN en novembre 2020.	152
5.25	Classification de plans d'eau turbides (bleu) et avec de la végétation (rouge) par algorithme de Random Forest (ALCD, Baetens et al. 2019) sur le Gourma, Mali.	155
.1	Modèle de perceptron	222

Liste des tableaux

2.1	Caractéristiques des bandes spectrales de Sentinel-2 MSI (Du et al. 2016).	51
2.2	Principaux indices de détection de l'eau.	54
4.1	Résultats des métriques des différents tests de combinaison de bandes spectrales.	116
4.2	Principaux hyperparamètres de la configuration finale du modèle.	119
5.1	Statistiques de nombres et de surfaces sur les prédictions de novembre 2020 et mars 2018 et des bases de données globales vectorielles.	133
5.2	Typologies de plans d'eau (en mars 2018) incluent dans l'étude de Cecchi et al. 2020), médianes des profondeurs de Secchi (et écart-type) et de la chlorophylle-a (mesurés en avril 2014, Cecchi et al. 2020), sur les plans d'eau correspondants. N représente le nombre de plans d'eau par classe d'OWT, en mars 2018	149

Annexes

Liste des annexes

A.	Papa et al. (2023)	171
C.	Principe mathématiques de la rétropropagation dans un perceptron	222

Annexe A. Publication de Papa et al. (2023)

Surveys in Geophysics (2023) 44:43–93
<https://doi.org/10.1007/s10712-022-09700-9>



Water Resources in Africa under Global Change: Monitoring Surface Waters from Space

Fabrice Papa^{1,2} · Jean-François Crétaux¹ · Manuela Grippa³ · Elodie Robert⁴ · Mark Trigg⁵ · Raphael M. Tshimanga⁶ , et al. [full author details at the end of the article]

Received: 28 October 2021 / Accepted: 5 March 2022 / Published online: 20 April 2022
© The Authors 2022

Abstract

The African continent hosts some of the largest freshwater systems worldwide, characterized by a large distribution and variability of surface waters that play a key role in the water, energy and carbon cycles and are of major importance to the global climate and water resources. Freshwater availability in Africa has now become of major concern under the combined effect of climate change, environmental alterations and anthropogenic pressure. However, the hydrology of the African river basins remains one of the least studied worldwide and a better monitoring and understanding of the hydrological processes across the continent become fundamental. Earth Observation, that offers a cost-effective means for monitoring the terrestrial water cycle, plays a major role in supporting surface hydrology investigations. Remote sensing advances are therefore a game changer to develop comprehensive observing systems to monitor Africa's land water and manage its water resources. Here, we review the achievements of more than three decades of advances using remote sensing to study surface waters in Africa, highlighting the current benefits and difficulties. We show how the availability of a large number of sensors and observations, coupled with models, offers new possibilities to monitor a continent with scarce gauged stations. In the context of upcoming satellite missions dedicated to surface hydrology, such as the Surface Water and Ocean Topography (SWOT), we discuss future opportunities and how the use of remote sensing could benefit scientific and societal applications, such as water resource management, flood risk prevention and environment monitoring under current global change.

Keywords Africa · Hydrology · Surface water · Remote sensing · Modeling · Review

Article Highlights

- The hydrology of African surface water is of global importance, yet it remains poorly monitored and understood
- Comprehensive review of remote sensing and modeling advances to monitor Africa's surface water and water resources
- Future opportunities with upcoming satellite missions and to translate scientific advances into societal applications

1 Introduction

Freshwater on land is a vital resource for terrestrial life, ecosystems, biodiversity and human societies (Vörösmarty et al. 2000, 2010; Steffen et al. 2015; Seddon et al. 2016; Albert et al. 2021). Continental water is stored in various reservoirs, unevenly distributed across geophysical environments and climates (Chahine 1992; Shiklomanov and Rodda 2003). It includes seasonal ice and snow, glaciers and ice caps, aquifers, soil water and soil moisture, and surface waters (Stephens et al. 2020). The latter, comprising of rivers, lakes, man-made reservoirs, wetlands, floodplains and inundated areas (Alsdorf et al. 2007), is of particular significance as it supports diverse and dynamic environments globally and provides important benefits and services to human society and economic activities (Oki and Kanae 2006).

Surface waters are also an integral part of the global water cycle (Good et al. 2015; Trenberth et al. 2007), continuously exchanging mass with the atmosphere and the oceans, making them a key component of the climate system and its variability (Stephens et al. 2020).

However, freshwater storage and flux, their spatial distribution and variability, remain highly unknown in many regions of the world (Rodell et al. 2018), preventing the development of adequate and sustainable strategies to manage water resources (Oki and Kanae 2006; Hall et al. 2014).

This context leaves open major questions regarding the contemporary distribution of water availability across lands (Alsdorf et al. 2007): How much freshwater is stored across the surface of continents? What is the spatiotemporal dynamic of surface freshwater and how does it interact with climate variability and anthropogenic pressure?

These questions are of particular relevance for Africa, the second-largest continent in the world, both in size and population. The region occupies ~30 million km² and hosts almost 1.4 billion inhabitants as of 2022, currently ~18% of the global population (United Nations 2019). Africa's population is expected to double by 2050 with the share of global population projected to grow to 26% in 2050 and possibly ~40% by 2100 (United Nations 2019).

The African continent hosts some of the largest freshwater systems worldwide (Fig. 1), including the Nile, the longest river in the world, and the Congo River, the second-largest world's basin both in terms of drainage area and discharge to the ocean (Dai et al. 2009; Laraque et al. 2020). Three of the 10 largest freshwater lakes on Earth, in terms of area and volume, are also located in Africa, namely the Victoria, Tanganyika and Malawi Lakes (Hernegger et al. 2021). Further, Africa is home to many wetlands and floodplains in the Congo, Chad, Niger, Okavango and Niles basins, which are of global significance for biodiversity and the carbon and nutrient cycles (Simaika et al. 2021; Lunt et al. 2019; Hastie et al. 2021). Some regions are also largely covered by tropical forest that harbors incredible natural resources and acts as a carbon sink that stores billions of tons of carbon (Verhegghen et al. 2012; Dargie et al. 2017). Conversely, smaller water systems, such as streams, reservoirs, ponds and tanks, are also part of the African landscapes (Gardelle et al. 2010), providing water, food and natural resources for agriculture to a large portion of the population that remains mainly rural such as in the sub-Saharan region.

The hydrology of the African continent is characterized by a wide range of processes that are under the influence of complex atmosphere–land–ocean interactions and the availability of freshwater is strongly heterogeneous, generally highly seasonal and driven primarily by local or remote rainfall (Conway 2002; Conway et al. 2009). It is subject to strong

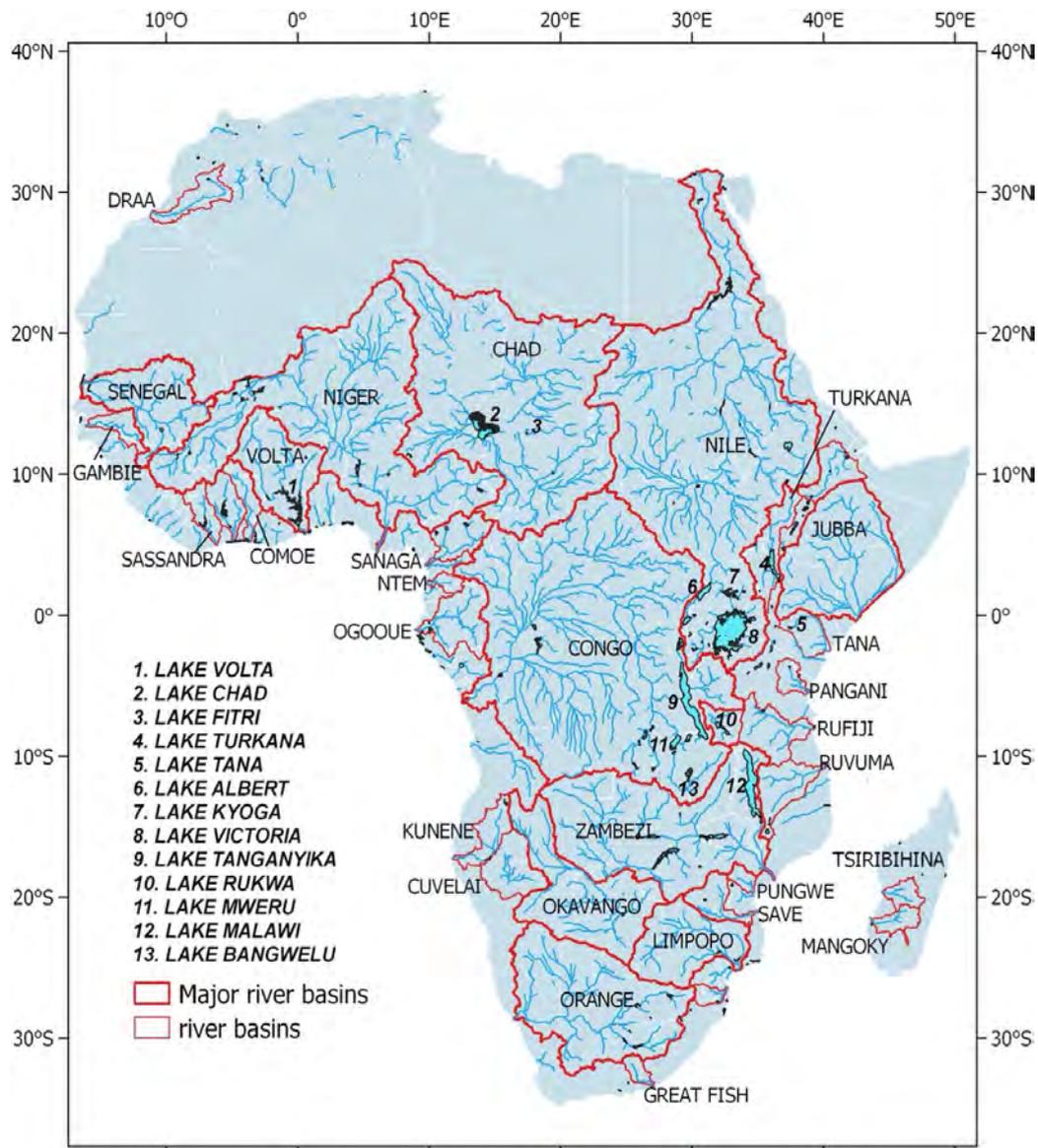


Fig. 1 Location of river basins and lakes in Africa

climate variability across timescales (Janicot, 1992; Hulme et al. 2001), from interannual to decadal changes (Ropelewski and Halpert 1996; Stager et al. 2007), with alternate periods of floods or droughts (Tierney et al. 2015; Oguntunde et al. 2018). Among many examples, Lake Chad and its dramatic shrinkage since the 1980s is obviously a symbol of how climate variability can impact African freshwater resources (Pham-Duc et al. 2020).

In the past decades, the combined effect of climate change and anthropogenic pressure made freshwater availability a current global major concern (Alcamo et al. 2007; Hoekstra et al. 2012; Famiglietti 2014; Konapala et al. 2020). In rapidly growing African economies, increasing demands for freshwater supply to sustain population growth and the needs of the agriculture and industrial sectors (Haddeland et al. 2014; Mehran et al. 2017) now pose significant threats to water resources. Environmental alterations such as land use practices, groundwater stress and deforestation, along with political conflicts, transboundary rivers,

inadequate infrastructure and low adaptive capacity in many regions, make the African population particularly vulnerable to hydro-climatic variability and to any future changes in the water cycle (Inogwabini 2020; Anderson et al. 2021).

A better understanding of hydrological processes across the continent therefore becomes fundamental for addressing these current challenges, for reducing uncertainty in future evolutions of water availability and for developing mitigation strategies (Adenuga et al. 2021).

Surprisingly, the hydrology of the African river basins remains one of the least studied worldwide and has not attracted as much attention among the scientific and international communities (Alsdorf et al. 2016) as has been, for instance, for other large tropical and subtropical regions such as the Amazon River basin (Fassoni-Andrade et al. 2021) or the Indian sub-continent with the Ganges–Brahmaputra (Papa et al. 2015 and references therein). It currently leaves an insufficient knowledge of Africa hydro-climate characteristics.

Historically, the monitoring of land surface water variability relies on in situ observations that quantify the movement (height, extent, discharge) and quality of water in river channels, lakes and wetlands. However, in situ networks are sparse, unevenly distributed globally, or even within a hydrological basin, particularly in remote areas with difficult access or security concerns. In situ gauge networks are generally costly to maintain, especially for developing countries, and the availability of ground-based hydrological information has dramatically decreased during the last decades (Fekete et al. 2012), especially over Africa (Tramblay et al. 2021). A striking example is the Congo River basin, where hydrological monitoring can be traced back to the beginning of the 20th century (Trigg and Tshimanga, 2020). Until the end of the 1960s, more than 400 gauging sites provided observations of water level and discharge (Alsdorf et al. 2016), while today, there are only 15 gauges considered as operational (Laraque et al. 2020). In addition, in many places, even when data exist, their public access can be restricted by government agencies (Chawla et al. 2020) and they are often not available to the scientific community due to political situations or transboundary water sharing conditions (Papa et al. 2010a). Finally, in situ data are not capable of monitoring all water characteristics such as large floods events, wetland-river connectivity or the variability of numerous small lakes/ponds in a same area (Alsdorf et al. 2007).

In addition to the assessment of water stock and fluxes, water quality is also a major issue. For example, cyanobacteria, often referred to as blue-green algae, are opportunistic prokaryotes with very strong adaptive capacities, some species of which can synthesize highly toxic metabolites. Cyanobacterial bloom can lead to eutrophication of water bodies. They can disrupt the dynamics of aquatic ecosystems by reducing water clarity and leading to hypoxia and therefore death of fish and benthic invertebrates following the degradation of cyanobacterial blooms. The production of toxins may disrupt irrigated crops (Mhlanga et al. 2006), recreational uses and may constitute an acute health risk (Funari and Testai 2008) by inducing digestive or neurological diseases.

Monitoring suspended particulate matter (SPM) in inland waters is also fundamental. SPM is related to the sediment fluxes in rivers, lakes, and reservoirs and can help with assessing the sediment discharge, and more generally the sediment budget within catchments, including its seasonal variability and its evolution over time. In turn, the sediment budget is controlling the silting rate of the dams, which impacts the sustainability of hydro-electric structures and the supply of water for treatment plants. SPM in surface waters also contributes to pollution and public health issues, playing an important role in the transport of nutrients and various types of contaminants (World Health Organization 2018). Indeed, SPM commonly favors bacteria development and, at the same time, decreases

their mortality through ultraviolet protection (Rochelle-Newall et al. 2015). Some of these bacteria or microbes cause widespread water diseases like diarrhea, which is one of the major causes of mortality in children under five years in developing countries (Reiner et al. 2018). Despite sub-Saharan Africa being the world region with the highest burden, few studies have analyzed the link between water quality parameters and bacteria in this area (Levy et al. 2016).

In this context, satellite remote sensing techniques offer a cost-effective means for monitoring the various components of the terrestrial water cycle, with a relatively continuous, high spatiotemporal coverage and reasonable accuracy (Chawla et al. 2020). Over the last thirty years, they have been very useful to hydrology investigations with the advent of monitoring the extent and elevation of water bodies and their changes over time from space (Alsdorf et al. 2007; Calmant et al. 2008; Chawla et al. 2020; Fassoni-Andrade et al. 2021, among others). For instance, since the late 1990s, radar altimetry missions provide observations of water levels of lakes, rivers and floodplains (Cretaux et al. 2017) under their orbit tracks, now with the potential of long-term monitoring at thousands of virtual stations (VS). In parallel, the use of satellite observations in a wide range of the electromagnetic spectrum (visible, infrared, and microwave, and their combination) has been developed to monitor the extent and quality of surface water bodies for various spatial and temporal scales (Papa et al. 2010b; Pekel et al. 2016; Prigent et al. 2016; Huang et al. 2018). They are often complementary to observations from the Gravity Recovery And Climate Experiment (GRACE) mission which provides, since 2002, long-term time series of the spatiotemporal variations in total terrestrial water storage (TWS) (Tapley et al. 2004) changes and helps to depict emerging changes in water availability at the global scale linked to environmental or human disturbances (Rodell et al. 2018).

In parallel, the availability of remote sensing observations has fostered the developments of hydrological and hydraulic modeling that helps to understand hydrological processes and their interactions and to build scenarios of past or future hydrological evolutions in the context of climate change, environmental alterations and flow/storage regulations by human interventions (Sood and Smakhtin 2015; Lettenmaier et al. 2015; Döll et al. 2016).

Earth Observation advances are therefore a game changer for surface hydrology and a unique opportunity to develop comprehensive observing systems to monitor Africa's land water and manage its water resources.

In the present paper, we review the developments and achievements of more than three decades of advances using remote sensing for surface waters in Africa (Fig. 2), highlighting the current benefits and difficulties.

Our review accounts for the various variables (water elevation, extent, storage, quality) of the surface water components including lakes, rivers, floodplains and wetlands. We analyzed approximately 200 publications. These contributions were selected using the knowledge of the experts that were reunited to make this review and using databases such as Web of Science. We mainly consider published papers in peer-reviewed journals and we do not include reports and other non-research articles and activities such as magazines, newsletters, editorials. Conference papers of notable relevance are also included. The period covered is from ~1990 to present. For each variable (Fig. 2), we summarized how it is retrieved from remote sensing observations, and present and discuss the advances that have been achieved from this information. Therefore, we show how the availability of a large number of sensors and observations, from low to very high resolution, coupled with models offers new possibilities to monitor a continent with scarce gauged stations. We also discuss how the use of satellite observations could benefit societal applications such as water resources management, flood risk prevention and environment monitoring. We then present

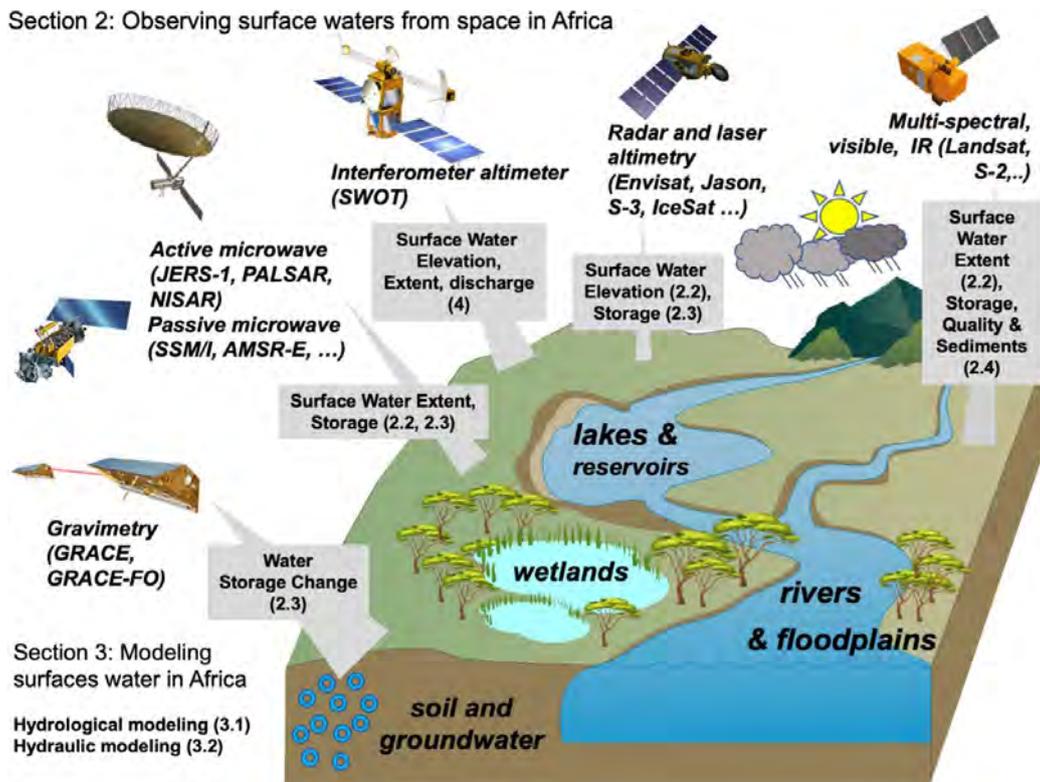


Fig. 2 Schematic representation of the outline of the review. The hydrological variables (water elevation, extent, storage, quality) of the surface water components and the main sensors/satellites that are used to monitor them are indicated. The number in bracket provides the section which addresses the respective hydrological variables and remote sensing techniques

perspectives, currently fostered by the upcoming launch of dedicated surface hydrology satellites, such as the Surface Water and Ocean Topography (SWOT) or the NASA-ISRO Synthetic Aperture Radar (SAR) mission (NISAR) or the planning of future missions for the next decade, such as the SMall Altimetry Satellite for Hydrology (SMASH) constellation and Sentinel-3 Topography New Generation (S-3 Topo NG).

The review is organized as follows (Fig. 2). Section 2 reviews the various methodologies and results in monitoring surface water from space. Section 3 deals with hydrologic and hydraulic models applied to African basins and with the use of remote sensors. Section 4 presents the current observational challenges and the future opportunities of the use of Earth Observations in hydrological sciences and multi-disciplinary sciences and for societal applications resources management. Finally, Sect. 5 concludes the study and provides recommendations.

2 Observing Surface Waters from Space in Africa

2.1 Surface Water Elevation from Earth Observation

Surface water elevation of inland water bodies is a key parameter in hydrology and water resources and has been long measured through historical gauge networks (Fekete et al.

2012). Over Africa, where traditional in situ measurements are sparse, a comprehensive monitoring of surface water elevation still remains a challenge. Moreover, the lack of fiducial in situ measurements can possibly be a limitation regarding the ground validation of remote sensing products.

Although, up to now, no satellite mission has been specifically designed to survey inland water elevations, satellite altimetry has been extensively used in the last three decades to remotely sense surface water elevation variations in lakes, rivers, reservoirs, and floodplains (Calmant et al. 2008) and improve the long-term monitoring of Africa's hydrology.

Radar altimeters onboard satellites are initially designed to measure the ocean surface topography by providing along-track nadir measurements of water surface elevation (Stammer and Cazenave 2017). Over the continents, pioneering studies in the Amazon basin (Fassoni-Andrade et al. 2021) quickly demonstrated the capacity of retrieving accurate surface water elevation from radar echoes and adapted retracking procedures at the intersection of the satellite ground track with a water body (Birkett 1998; Frappart et al. 2006; Da Silva et al. 2010). These intersections, named virtual stations (VSs), are defined by the satellite orbit configuration, the repeat cycle of which define also the temporal interval sampling of altimetric observations (generally 10, 27 or 35 days) (Normandin et al. 2018; Papa et al. 2012a). At a given VS, surface water elevation is estimated through the inversion of the signal round-trip propagation time between the satellite and the Earth's surface, which provides the range. Several corrections (in hydrology, essentially due to delayed propagation through the atmosphere or the interaction with the ionosphere and geophysical corrections due to the dynamics of Earth's surface) need to be applied to this range to retrieve the surface water elevation. The height of the reflecting surface, given in respect to the height of the satellite above the reference ellipsoid, is then corrected from the local undulation of the geoid in order to be converted into an orthometric height or geoidal altitude of the water body, the variable that is useful for hydrologists. For a detailed and complete description of the characteristics of the different satellite altimetry missions and the estimation of surface water elevation for hydrology, including the various re-trackers used, altimetric waveform description, the specific corrections (geoid gradient for lakes, hooking effect for rivers and small water bodies), the associated errors and biases, the different acquisition modes [Low-Resolution Mode (LRM), SAR, SAR Interferometric (SARIn)], we refer to Cretaux et al. (2017).

Several groups or institutions around the world provided time series of surface water elevation, covering a wide range of water bodies and applications. Table 1 provides the main sources and databases (non-exhaustive) that provide surface water elevation time series over Africa.

The in-depth assessment and validation of the water levels derived from the satellite altimeter over lakes, rivers and other inland water bodies were performed worldwide against in situ gauges (Frappart et al. 2006; Da Silva et al. 2010; Papa et al. 2010a; Ričko et al. 2012; Cretaux et al. 2018; Kao et al. 2019; Paris et al. 2022; Kittel et al. 2021a; Kitambo et al. 2021), with satisfactory results and uncertainties ranging between few centimeters to tens of centimeters, depending on the environments (Cretaux et al. 2017).

Radar altimetry over African lakes The large lakes (Fig. 1) of Central Africa (Chad, Fitri) and East Africa (in the Rift and adjacent regions, such as Lakes Victoria, Tanganyika and Malawi) are icons of Africa's tremendous water resources and valuable sentinels of the effects of climate variability and change. They remain highly dependent on the long-term rainfall characteristics (Becker et al. 2010; Hernegger et al. 2021), and they also influence the climate locally (Nicholson and Yin 2002). For instance, rainfall over Lake Victoria was found to be 30% higher than in the surrounding land areas, since part of the evaporation

Table 1 List of main databases providing surface water elevation time series over inland water bodies from radar altimetry

Name of the database (types of water body)	Producer (reference)	Website
River & Lake (Rivers, Lakes, reservoirs)	De Montfort University (Berry et al. 2005)	http://altimetry.esa.int/riverlake/continent/africa.html
Hydroweb (Rivers, lakes reservoirs)	IRD/LEGOS, CNES (French Space Agency), and Universidade do Estado de Amazonas (Cretaux et al. 2011; Da Silva et al. 2010)	http://hydroweb.theia-land.fr/
DAHITI (Rivers, lakes reservoirs)	German Geodetic Research Institute (Schwatke et al. 2015)	https://dahiti.dgfi.tum.de/en/
G-REALM (Lakes and reservoirs)	USDA NASA (Birkett et al. 2017)	https://fpad.fas.usda.gov/cropeplorer/global_reservoir/
GRRATS (Rivers)	Ohio State University (Coss et al. 2020)	http://research.bperc.osu.edu/grrats

returns directly to the lake through precipitation (Asnani 1993; Anyah et al. 2006). Synchronous variations in water level records on the three largest lakes in the Rift region are explained by large-scale climate mechanisms associated with oscillations of warm and cold phases of El Niño (Ogallo 1988; Nicholson 1996; Ropelewski and Halpert 1996; Stager et al. 2007) or the Indian Ocean Dipole (IOD) (Hastenrath et al. 1993; Marchant et al. 2006), or the Atlantic SST (Sea Surface Temperature) anomaly patterns (Janicot 1992). The IOD is also partly driving the lake water level over East Africa, modulated by El Niño–Southern Oscillation (ENSO) events (Mistry and Conway 2003; Birkett et al. 1999). Tierney and Russell (2007) further highlighted the significant influence of the Indian Monsoon variability and the migration of the Inter Tropical Convergence Zone (ITCZ) on African lake levels. The use of an 80 year-record of in situ level data at Lake Malawi (1916–1995) helped with identifying the links with the rainfall variability over the catchment and the flows of the Zambezi River (Jury and Gwazantini 2002), consistent with large-scale climate variability that helps the prediction of lake levels a year in advance. Finally, other studies have shown that global warming has an impact on precipitation and temperature variations with consequent changes in African lake levels (Xu et al. 2005; De Wit and Stankiewicz 2006).

Despite the importance of a regular monitoring of lake levels in Central and East Africa, very few lakes of this region are instrumented with level gauges allowing long-term monitoring.

Radar altimetry helps to fill this gap and has contributed to a better understanding of the processes that drive water level variations in these lakes. For example, Mercier et al (2002) used seven years of radar altimetry data with TOPEX/Poseidon (T/P) over the Great Lakes and large-scale rainfall measurements to reveal the links between SST (Sea Surface Temperature) in the Indian Ocean and rainfall over East Africa, which generated the consequent variations in the levels of these lakes. Combining satellite altimetry with GRACE observations and rainfall data, Becker et al (2010) confirmed that the variation in total water content over East African watersheds and lakes (Victoria, Tanganyika, Malawi and Turkana) was closely linked to the IOD and ENSO, confirming early results from Birkett et al (1999).

Using radar altimetry observations among other data, Swenson and Wahr (2009) evidenced a larger impact of human activities (such agriculture practices and the construction of dams) on Lake Victoria, between 2002 and 2008, as compared to other natural lakes in the region. They also showed that only 50% of Lake Victoria's water level variations could be explained by natural causes, while the other half is entirely due to discharges into Lake Kyoga directly downstream. In particular, radar altimetry data revealed that between 2002 and 2008, Lake Victoria's water level decreased about 40% faster than that in Lakes Tanganyika or Malawi.

Ahmed and Wiese (2019) also used GRACE data in combination with time series of lake water level changes from the Hydroweb database (Cretaux et al. 2011) to determine how much of the Total Water Storage (TWS) variability in East Africa and in the Zambezi basin comes from the lakes, including Lake Malawi. For the period 2002–2018, they report an increase in the water volume of eight lakes, which contributes to ~60% of the overall TWS increased over the Rift zone. This change is largely driven by the water volume variations over Lake Victoria. On the contrary, the region of Lake Malawi experienced a decrease in TWS over the same period, but with a large interannual variability, alternating water mass loss and gain over the catchment. Lake Malawi variations explain 50% of these regional changes, mainly due to natural climate variability.

Recently, Hernegger et al. (2021) used in situ data and satellite altimetry from the Database for Hydrological Time Series of Inland Waters (DAHITI) database (Schwatke et al. 2015) to evidence very high-water levels on six Kenyan lakes in the central rift valley, linked with the very high positive rainfall anomalies during the 2010–2020 decade, especially after 2018. This study, which covered a very long period (1984–2020), concluded that the recent water levels have reached record highs, due to very high rainfalls over the region in the past years.

Over Central Africa, in the Lake Chad basin, the origins of the lake level variations are different and have been directly influenced over the last decades by the succession of drier and wetter periods, but tempered by a strong interaction between surface water and groundwater (Pham-Duc et al. 2020).

To illustrate the use of radar altimetry over the lakes, Fig. 3 shows water level variations for eight large lakes across Africa (see Fig. 1 for their locations) over 20 years (2001–2020) derived from observations available on Hydroweb (Table 1). For lakes of such large size, many studies have evaluated the accuracy of altimetry-derived water level variations using field data at several locations worldwide in different environments. It showed that altimetry makes it possible to obtain long time series with a temporal resolution of a few days, and an accuracy of a few centimeters (Ričko et al. 2012; Cretaux et al. 2018).

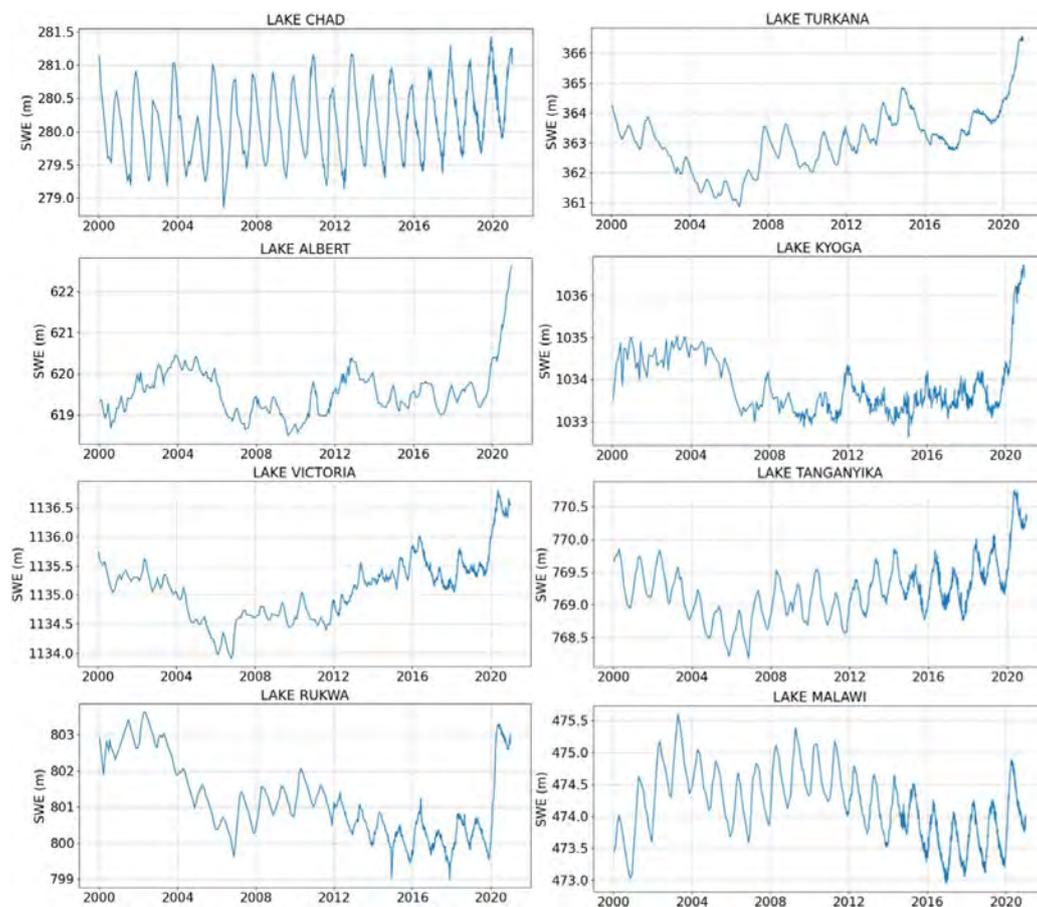


Fig. 3 Surface water elevation for 2000–2020 for a selection of eight large lakes in Central, East and Southern Africa (See Fig. 1 for their locations), extracted from the Hydroweb database (hydroweb.theia.land.fr) indicates the square of Pearson's correlation coefficient

Figure 3 shows a strong seasonal signal on Lakes Chad and Malawi, whereas for the Rift lakes, the signal is primarily dominated by multi-annual variability. Three generic behaviors are observed. For the first one (Lake Chad), we observed a gradual increase in water level, more pronounced at the end of the period (2019–2020). The second behavior, for the lakes in the Rift Valley (Victoria, Tanganyika and Turkana), is characterized by a very sharp increase at the end of the period. Finally, Lakes Rukwa, Kyoga, and Albert show a strong positive anomaly during the years 2001 to 2005, and in 2019–2020.

This can be explained by increasing rainfall observed in all central and east Africa over the last two years, generating a dramatic jump in water levels. It confirms the results found for lakes in Kenya by Hernegger et al. (2021) linked to rainfall excess. For the biggest lake of the region, Lake Victoria, with a total area of $\sim 68,000 \text{ km}^2$, the increase in water storage for a level increase of $\sim 1.5 \text{ m}$ in one year is nearly 100 km^3 . Lake Malawi, located within the Zambezi basin, presents over the whole period two positive anomalies, in 2002–2005 and 2008–2010, followed by a constant shrinkage until 2016, then a quasi-constant water level, only varying at seasonal scale, with a significant but not drastic increase as for the Rift valley lakes. This was in part observed in Ahmed and Wiese (2019) and fully linked to spatial patterns of the rainfall over the period of observation.

Other recent studies showed the potentials for retrieving water levels over smaller lakes, especially in western Africa, such as Lake Volta (Ni et al. 2017) and lakes in Nigeria (Okeowo et al. 2017). As discussed in Cretaux et al (2016) and Biancamaria et al (2016), one of the major limitations of satellite altimetry is its partial spatial coverage due to the satellite intertrack distance that leaves large regions with no observations, especially in the tropics (at the equator the intertrack can vary from tens of kilometers to few hundreds of kilometers), and prevent monitor of small lakes in between the tracks. This has improved with the tandem interleaved orbit configuration of Sentinel-3A/B (since 2018) which allows the densification of the Earth's coverage and therefore targets a much larger number of lakes and significantly improves the survey of narrow reservoirs. More recently, laser altimetry techniques, such as measurements by ICESat-2, proved useful to monitor water levels and water storage variability in reservoirs and lakes at the global scale and allow highlighting the important contribution of human management in Southern and Eastern Africa (Cooley et al. 2021).

Over the next few years, as discussed later in Sect. 4, major improvements to monitor surface water elevation are expected from SWOT which, thanks to his wide swath coverage will observe all lakes with an area bigger than $250 \text{ m} \times 250 \text{ m}$ globally.

Radar altimetry over African River basins In parallel to applications over lakes, radar altimetry has been long used for monitoring the river systems of Africa. Many studies were conducted over African river basins to evaluate the capability of radar altimetry to retrieve the variations in water river elevation, and validate the estimates with the available in situ networks or dedicated field campaigns to overcome the lack of ground measurements. These studies contributed to the global effort to assess the potential of the technique and foster methodological developments. Michailovsky and Bauer-Gottwein (2014) used ENVIRONMENT SATellite (ENVISAT)-derived water level variations along the Zambezi River and obtained a root-mean-square error (RMSE) of 32–72 cm with respect to in situ gauge data. Evaluations have also been reported over the Congo (Becker et al. 2014; Paris et al. 2022), the Nile (Eldardiry and Hossain 2019), the Niger (Schröder et al. 2019) and the Ogooué river basins (Bogning et al. 2018), with relative error and uncertainties in the same range as for other basins worldwide (Frappart et al. 2006; Da Silva et al. 2010; Papa et al. 2012b). Normandin et al (2018), focusing over the Niger River, is probably the most comprehensive evaluation of the performance of altimetry missions over Africa, assessing

seven satellite missions (i.e., European Remote Sensing Satellite-2 (ERS-2), ENVISAT, Satellite with Argos and ALtika (SARAL), Jason-1, Jason-2, Jason-3 and Sentinel-3A), against in situ records at 19 gauging stations in the Inner Niger Delta (IND) from 1995 to 2017. It reported an overall very good agreement between altimetry-based and in situ water levels with RMSE generally lower than 0.4 m. Better performances are reported for the recently launched missions such as SARAL, Jason-3 and Sentinel-3A than for former missions, suggesting improved results thanks to the use of the Ka-band for SARAL and of the SAR mode for Sentinel-3A. Similar conclusions regarding the improved performances of radar altimetry over time in a multi-mission context are also reported in the Congo Basin (Kitambo et al. 2021) where comparisons with long-term in situ water stages (1995–2020) provide RMSE reducing from 75 cm with ERS-2 to 10 cm with Sentinel-3A. We refer to Cretaux et al (2017) for a description of the recent missions and the advantages of the SAR mode as compared to the previous low-resolution data acquisition modes.

In recent years, many efforts have been seen carried out to increase the number of altimetric observations available across the African continent, fostered by the launch of new missions and as the result of almost thirty years of research and developments. But it is also a willingness of the scientific community, in agreement with local water agencies, to engage new studies specifically over Africa. Therefore, from several VSs a few years ago, there are now thousands of VSs available across the river basins of the continent, freely accessible on websites (Table 1), with potentially hundreds more of long-term observations. This is shown in Fig. 4 which displays the maximum amplitude of surface water elevation estimated for all available SV over Africa obtained from the Hydroweb database (see Table 1).

Note that all available VSs are displayed independently of the altimetry mission. So, it is worth noting that all SVs which are displayed don't necessarily cover the same period of time and don't have the same record length. Here, we used a total of 2157 VSs, including

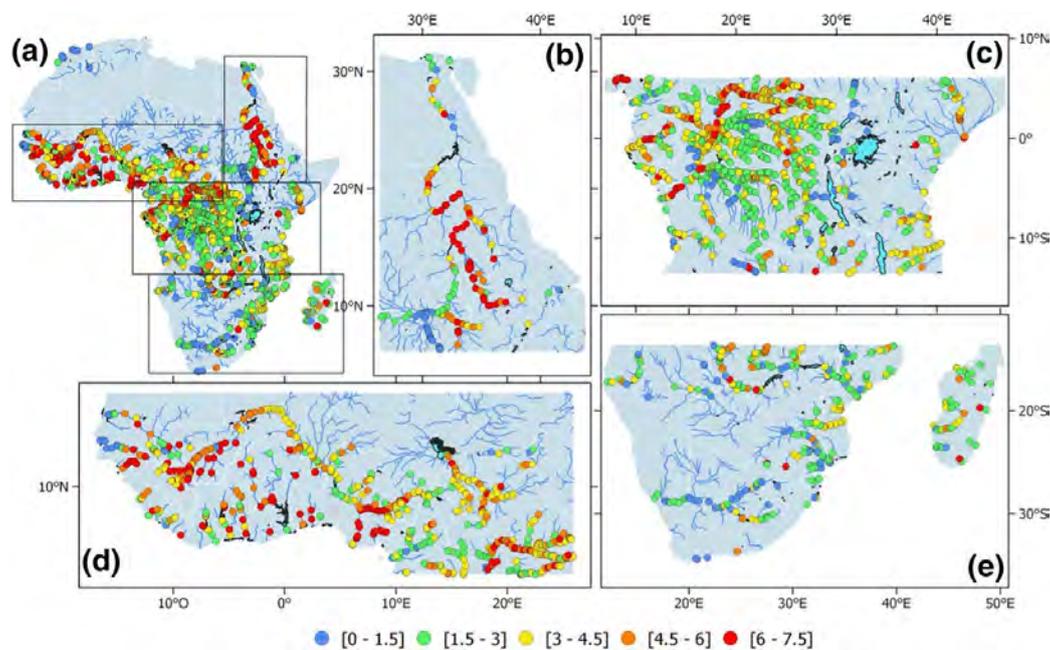


Fig. 4 River maximum amplitude of surface water elevation at altimetry-derived virtual stations **a** over Africa (in meters) and zoom in over **b** the Nile region, **c** the Congo River Basin and Central Africa, **d** the Sahelian region, **e** Southern Africa and Madagascar

173 VSs from ENVISAT (2002–2010), 204 VSs from Jason-2 (2008–2019), 230 VSs for Jason-3 (2016–present), 960 VSs for Sentinel-3A (2016–present) and 797 VSs for Sentinel-3/B (2018–present). Moreover, for some VSs, the maximum amplitude is calculated from a time series with a 35-day interval sampling (ENVISAT), while others are estimated from observations with a 27-day (Sentinel-3A/B) or a 10-day (Jason-2/3) interval sampling. However, Fig. 4 clearly shows the high spatial coverage achieved over certain large river basins, but also on secondary size rivers.

To further illustrate the potential of radar altimetry measurements over the rivers of Africa, Fig. 5 shows examples of long-term time series of altimetry-derived river water elevation at several VSs in Africa obtained from the combination multi-mission observations.

The altimetry time series in Fig. 5 are composed from all the individual series collected by the successive altimetry missions since 1995, in a same reach. Bias between series due to river slope is taken into account to refer to a same location. Examples are provided for various environments and various types of rivers and geomorphological characteristics. For

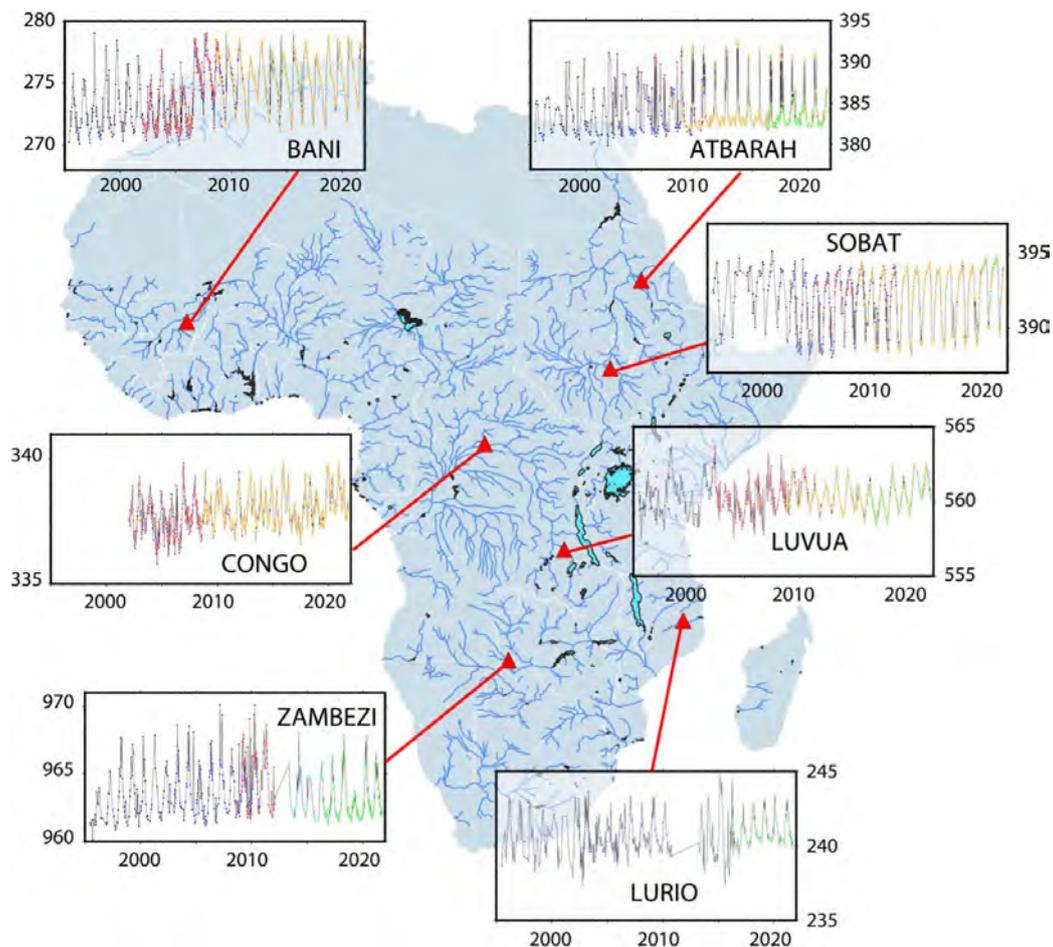


Fig. 5 Examples of long-term time series of altimetry-derived river water elevation (in meters) at several locations in Africa from multi-mission observations. Dark blue stands for ERS-2 measurements (every 35 days from 1995 to 2002), blue for ENVISAT (every 35 days from 2002 to 2012), light blue for SARAL (every 35 days from 2013 to 2016), red for Jason-1 (every 10 days from 2001 to 2008), orange for Jason-2 and Jason-3 (every 10 days since 2008), green for Sentinel-3A (every 27 days since 2016) and Sentinel-3B (every 27 days since 2018)

instance, the Atbarath River, a tributary of the Nile River, shows an example of river flowing in a desert environment and is characterized by reach width that varies largely between the low and high-water seasons (the minor bed is less than 100 m wide when the major bed is around 600 m). The Sobat river, also located in the Nile River Basin, is flowing in a vegetated area, with river width varying seasonally between ~100 and ~800 m. Over the Congo River, the time series illustrates the water elevation variability in the Cuvette Centrale, 1650 km upstream of the river mouth, characterized by a dense forest environment, frequently inundated. Luvua is a tributary of the Lwalaba River, in the Upper Congo, carrying waters from Lake Mweru to the Congo fluvial system. The reach is about 400 m wide, laterally bordered by seasonal inundated floodplains that can extend over several kilometers. As another example of large river, Fig. 5 also shows a reach of the Zambezi River located just downstream of the Sioma Falls, 2000 km upstream the river mouth, in a rare vegetation environment. The river is well channelized with a width of ~1200–1300 m that stays almost constant over the seasons. Lurio is chosen as an example of small coastal river, flowing in a low vegetation environment, with a width seasonally varying between ~60 m and more than 800 m. Finally, the Bani River, a right-hand tributary of the Upper Niger river, upstream the Inner Delta is flowing in a quasi-desert environment. Its width can vary significantly, from 350 m at low waters to 1500 m at high waters when the major bed is temporarily inundated.

Altimetry data are extremely useful to better understand the processes that drive the hydrological variability across scales. Using T/P radar altimetry over the Chad Basin, Coe and Birkett (2004) demonstrated that river discharge upstream of the lake could be estimated from space, therefore, the lake and marsh height could be predicted in advance.

Becker et al. (2014) used radar altimetry-derived water levels at 140 VSs from ENVISAT to classify groups of hydrologically similar catchments in the CRB. In the Inner Niger Delta, cross-correlation analysis among water levels from the altimetry mission identifies time-lags between the upstream and the downstream part of the region of around two months that could be related to the residence time of water in the drainage area (Normandin et al. 2018).

In the Congo Basin, Lee et al. (2011) characterized the variability of terrestrial water dynamics in the Congo Basin using a combination of GRACE and satellite radar altimetry, while satellite altimetry-derived observations recently revealed the full range of variability of water surface elevation across the various rivers and wetlands of the Congo system (Carr et al. 2019). Now, more than 2000 VSs are available in the Congo Basin, sometimes covering almost 25 years of observations, thanks to multi-mission analysis (Kitambo et al. 2021). This has helped to reveal the seasonal dynamics of the Congo annual flood pulse, along with the relative contributions of the Congo sub-basins to the entire basin hydrology and the link with large-scale climate variability, including the annual bimodal pattern observed in the rainfall and discharge (Laraque et al. 2020). Smaller and ungauged basins are also strongly benefiting from the use of satellite altimetry observations such that the Ogooué River Basin in Central Africa (Bogning et al. 2018) or the so-called abandoned basins in terms of monitoring such as in Madagascar (Andriambeloson et al. 2020).

Finally, in addition to the most used missions for hydrology (such as Jason-2/3, ERS-2, ENVISAT, SARAL, Sentinel-3A/B), some studies are now making use of observations from Cryosat-2 and IceSat satellites to retrieve much detailed hydraulic characterization of the reaches such as over the middle Congo River (O’Loughlin et al. 2013) or the Zambezi River (Kittel et al. 2021a) or to take advantage of the drifting orbits (Bogning et al. 2018).

In addition to nadir altimetry, SAR Interferometry (InSAR) is another technique that can be used to estimate changes in water level by determining phase differences of more than

two complex SAR images obtained at different angles and/or at different times (Alsdorf et al. 2000). As firstly demonstrated over the Amazon, the technique provides water level changes in inundated floodplain vegetation under vegetation owing to the double-bounce effect (see Mohammadimanesh et al. (2019) for a review of the InSAR technique and its applications). Using this technique, Jung et al (2010) revealed strikingly different flood behaviors between the Amazon and the Congo systems, with the Congo system having less connectivity between the main channel, floodplains and interfluvial areas than in the Amazon. The complementarity between InSAR and ENVISAT radar altimetry has been also used in the wetland region of the Cuvette Centrale in the Congo Basin to derive surface water level from images from the Phased Array L-band Synthetic Aperture Radar (PAL-SAR) onboard the Advanced Land Observing Satellite-1 (ALOS) acquired from 2007 to 2010 (Lee et al. 2015) and to study the hydraulics characteristics of the Congo floodplain (Yuan et al. 2017a).

The new availability of such a large amount of altimetric-derived data over the African rivers opens new perspectives of scientific advances in hydrology, such as that in the Amazon Basin over the last decades. Among many examples, we can mention the use of satellite altimetry to derive altimetric profiles of rivers throughout the African river basins and provision of spatiotemporal variations in the water surface slopes which are useful to study backwater effects and their impacts on flows. Altimetry can also be very useful to observe channel-floodplain connectivity and study the role of channelized flows and of overbank flows, which contributes to surface water storage that has a crucial role in floodplain ecological productivity. The perspective to develop VSs over wetlands and flooded areas, far from river main channels, which seems now possible with Sentinel-3 SAR mode, will open new perspectives.

Further use of radar altimetry observations in hydrologic and hydraulic models is discussed in Sect. 3, while the role of water level derived from space to derive river discharge over Africa is discussed by Tarpanelli et al. (2021).

2.2 Surface Water Extent from Earth Observation

The extent of surface water bodies and their variation is of primary importance to the water, energy and biogeochemical cycles and the maintenance of biodiversity of the African continent. In many regions of Africa, water bodies cover a large portion land's surface area, with strong seasonal and interannual variability that play a key role in the carbon cycle (Hastie et al. 2021; Hubau et al. 2020), biogeochemistry processes (Borges et al. 2015) and the occurrence of water-related disasters such as flood risk in populated areas.

Measuring the distribution and variability in the extent of surface waters across different spatial and temporal scales has always faced great difficulties, especially using the in situ networks. It is indeed very difficult to estimate on the ground the variations in surface water extent in large floodplains and wetlands, especially under vegetation or during extreme events such as inundation. Even in the era of remote sensing observations, it still remains a challenge.

A variety of remote sensing techniques employing a wide range of observations in the electromagnetic spectrum, including visible, infrared, or microwave observations (Alsdorf et al. 2007; Prigent et al. 2016; Huang et al. 2018), have been developed in the last decades to estimate the distribution of surface water from very fine spatial resolution (few meters) to coarser ones (~ 50 km) covering various temporal scales and periods. These remote sensing techniques are now widely used in hydrology and water resource research.

Depending on the sensors or the applications they are developed for, these observations include a large range of space/time resolutions, most of the time resulting from a trade-off between temporal and spatial coverages and sampling (Chawla et al. 2020). For instance, SARs show very large capabilities to measure surface water extent at high resolution (10–100 m) but often suffer from a low temporal revisit time, making them not suitable to monitor rapid hydrological processes. In one hand, optical and infrared sensors have good spatial/temporal resolution, sometimes with ~ 10 m resolution and a few days revisit, but their capabilities are limited in tropical and subtropical Africa regions because of dense clouds and vegetation. On the other hand, passive microwave sensors offer frequent temporal sampling, sometime twice daily, but the observations are generally at low spatial resolution (~ 10–50 km) thus limiting their use to the monitoring of large surface water areas. As already mentioned in the previous section regarding surface water elevation, many methodologies regarding the monitoring of surface water extent from space in tropical environments have been originally conducted in the Amazon Basin (Fassoni-Andrade et al. 2021); with the African river basins only recently benefiting from these advances.

Following the use of SARs to delineate surface water extent in the Amazon floodplains and tropical forest environments (Hess et al. 1995, 2003), efforts have been carried out to undertake similar studies in the Congo River Basin that hosts several seasonally or permanently flooded areas, such as the Bangwelu and Upemba swamps or the Cuvette Centrale in the Middle Congo. Seasonal flooding dynamics and vegetation types were thus derived from the Japanese Earth Resources Satellite-1 (JERS-1) (Rosenqvist and Birkett 2002) or the use of multi-temporal SAR coverage, such as the ScanSAR mode of ALOS/PALSAR SAR data (Lee et al. 2011). They conclude that the JERS-1 SAR mosaics may serve well to appraise the maximum extents of flooding in the Congo River basin, but perform poorly to assess the dynamics and ranges of the variations. Bwangoy et al (2010) and Betbeder et al (2014) employed a combination of SAR L-band and optical imagery to characterize the Cuvette Centrale land cover. They estimated the wetland extent to reach more than 360,000 km², representing about 32% of the total area.

Nevertheless, these datasets generally represent large data volumes and suffer from low temporal frequency observations that limit these monitoring to a few samples of a few basins, preventing systematic, long-term assessments of inundation dynamics. This context is changing and SAR observations with a high resolution in the order of 10 m are becoming a very powerful tool to be used for monitoring flood risk and for managing disasters (Alfieri et al. 2018; Lindersson et al. 2020; Matgen et al. 2020). The case studies over Africa are becoming more relevant such as over Uganda (Barasa and Wanyama 2020), Namibia (Long et al. 2014) or the Zambezi region (Refice et al. 2020), even if SAR satellite missions, such as the Copernicus Sentinel-1 SAR (launched in 2014, global revisit of 6–12 days), still need to be fully exploited over Africa.

Passive microwave sensors [e.g., Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I), Advanced Microwave Scanning Radiometer (AMSR-E)] have long demonstrated their capability for observing surface water and flood extent given the sensitivity of brightness temperatures and emissivities to the presence of surface water (Sippel et al. 1998; Prigent et al. 2007) and the different dielectric properties among water, soil and vegetation. They are not limited by cloud cover, with a near-daily revisit time (D’Addabbo et al. 2018), but suffer from a relatively low radiation intensity in the microwave spectrum that causes the spatial resolution of the data to be generally low (10–50 km), often insufficient to observe small water bodies. Floods can be assessed using passive microwave brightness temperatures (Brakenridge et al. 2007) calibrated with a ratio of dry/wet areas and river discharges to delineate flood plain extent and its variability and provide a fraction of surface water within an area.

It was specifically applied for flood detection in some regions in Africa, and forecasting has been investigated in the Zambezi watershed (De Groeve 2010) using AMSR-E imagery or in smaller scale watersheds with sparse observations in Malawi, East Africa (Mokkenstorm et al. 2021). Products making use of passive microwave-derived observations have been also specifically developed to monitor surface water extent over large African basins, such as the Surface Water Fraction (SWAF) product based on multi-angular and dual polarization passive L-band (1.4 GHz) microwave signal from Soil Moisture Ocean Salinity (SMOS) (Fratras et al. 2021). This product has been recently used to map the spatiotemporal variability of water bodies in the Congo River basin at ~50 km spatial resolution and weekly temporal resolution from 2010 to 2017, with the ability of the L-Band frequency to retrieve water under dense canopy (Parrens et al. 2017). They reported that the mean flooded area of the Congo extent was between 2 and 3% of the entire basin. The dataset was also helpful to characterize flood and drought events in the basin during the last 10 years.

The development of specific products for Africa remains limited and many studies over this continent rely on the use of products originally designed for global scale applications. These products are generally based on multi-satellite methodologies that combine the complementary strengths of the information provided by passive microwave observations with other types of satellite observations (Papa et al. 2010b). It includes the Surface Water Microwave Product Series (SWAMPS) Inundated Area Fraction (Schroeder et al. 2015) and the Global Inundation Extent from Multi-Satellite (GIEMS; Prigent et al. 2007; Papa et al. 2010b) that quantify the variability of surface water extent at ~25 km over long periods (Papa et al. 2008; Prigent et al. 2012). The most recent version of GIEMS covers the period 1992 to 2015 on a monthly basis (GIEMS-2, Prigent et al. 2020), whereas SWAMPS now currently offers near-real-time information (Jensen et al. 2018). Figure 6 shows the distribution and temporal evolution of surface water extent estimated from GIEMS-2 (25 km, monthly) and GIEMS-D15 (500 m, static, see further below) over Africa, as well as their variability at seasonal and interannual timescales.

Over Africa, GIEMS was used to characterize the flood dynamics and seasonal flood wave in the Congo main stem and sub-basins (Becker et al. 2018; Kitambo et al. 2021). These studies also contributed to characterize basin scale water extent variability, including its link with large-scale climate modes (Becker et al. 2018), such as positive Indian Ocean Dipole events in conjunction with the El Niño event (especially the notable events in 1997–1998 and 2006–2007) that triggered major floods in the Congo Basin. It is worth noting that the estimates of surface water extent from SMOS, SWAMPS or GIEMS show an overall similar spatial distribution and variability in the Congo Basin. Their cross-evaluation against other products, such as the ESA-CCI (European Space Agency-Climate Change Initiative), and IGBP water bodies products also shows a fair agreement among the estimates. Nevertheless, an assessment of these products against high-resolution SAR map over the region, as performed for example over the Amazon Basin (Prigent et al. 2007; Fassoni-Andrade et al. 2021), has not been done yet, leaving open the question of whether the maximum surface water extent from passive microwave products in the Congo is largely underestimating the actual water extent.

GIEMS was also used to monitor the extent variation in the Inner Niger Delta (Aires et al. 2014) and was the reference for water extent variability in climate studies over African wetlands (Taylor et al. 2018; Prigent et al. 2011). These studies analyzed the influence of wetlands on rainfall patterns across sub-Saharan Africa and demonstrated that rainfall in the vicinity of major wetlands was locally suppressed as compared to nearby drier areas, especially during the afternoon, highlighting the influence of sub-Saharan Africa wetlands on local rainfall patterns.

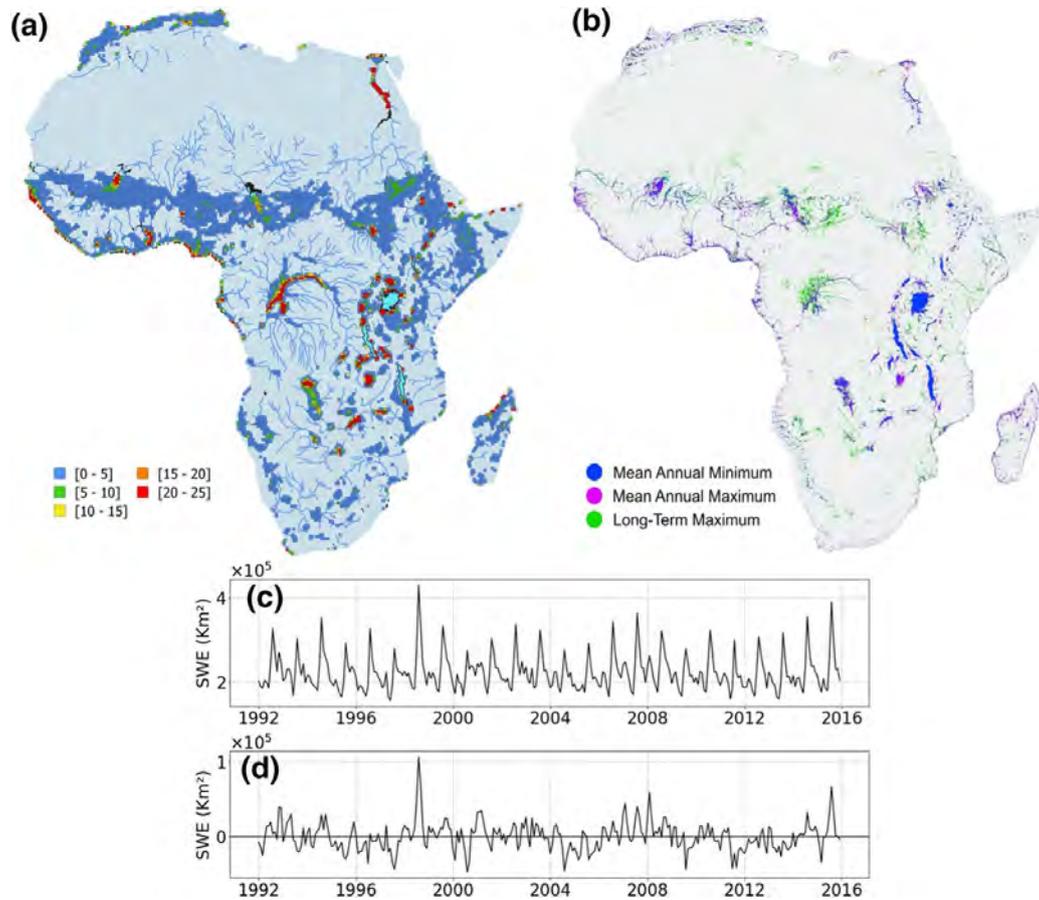


Fig. 6 Characterization of surface water extent from multi-satellite techniques over Africa. **a** Mean surface water extent (1992–2015) from GIEMS-2 expressed in percentage of the pixel coverage size of 773 km² (for visual purpose, only pixels with a value > 0.1% are displayed). **b** Surface water extent at 500 m spatial resolution from GIEMS-D15. **c** Time series of surface water extent aggregated over Africa, and **d** Corresponding deseasonalized anomalies obtained by subtracting the 24-year mean monthly value from individual months

Estimations of surface water extent can also be retrieved using observations in the visible and infrared domain (such as from Landsat, Advanced Very High-Resolution Radiometer (AVHRR), Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) or Sentinel-2A/B to name only the most relevant) which offer moderate to high spatial (~5–500 m) and temporal (daily to weekly) resolutions. However, in tropical and subtropical environments, these observations potentially show strong limitations for detecting surface water beneath clouds or dense vegetation. As a consequence, obtaining cloud-free data during the flood season of tropical Africa is a challenge (Klein et al. 2015; Huang et al. 2018; Mayr et al. 2021).

The potential for using the MODIS Terra instrument to monitor changes in flooding was demonstrated over specific regions such as the arid Inner Niger Delta (Bergé-Nguyen and Crétaux 2015). Weekly estimates make it possible to describe the process of inundation in the delta and to quantify the flooded scenes in terms of open water and a mixture of water, dry land and aquatic vegetation. More importantly, the study showed there was an increase in vegetation over the 14 years of study (2000–2013) and a slight open water

decrease over the region. Pham-Duc et al. (2020) also used times series of the surface water extent derived from multispectral MODIS over the Lake Chad to show that the lake extent has remained stable during the last two decades (2000–2020) and has not been affected by drastic changes since the 2000s, despite some large year to year variations. However, this study also highlighted the need to provide a clearer definition of the observed target to accurately delineate water and water under vegetation, as differences between estimates across studies can remain large.

More recent satellite missions, such as Landsat 8 (since 2013), which carries the Operational Land Imager (OLI), Landsat 9 (since 2021, carrying OLI-2), Sentinel-2A (since 2015) and Sentinel-2B (since 2017), both carrying the MultiSpectral Instrument (MSI) (Drusch et al. 2012) offer new opportunities to study fine scale surface water extent variability. As proposed by Ogilvie et al (2020), the emergences of all these observations from Landsat 7/8, Sentinel-2 and MODIS offer new opportunities for multi-sensor approaches to long-term water monitoring of temporary water bodies, as demonstrated over the Senegal River floodplain. Their results provide important implications to guide the development of multi-sensor products to monitor large wetlands, floodplains and water bodies of Africa.

Finally, there is a strong need to accurately monitor the extent and variability of small water bodies, particularly in semiarid areas of Africa where these small water bodies, being widely spread all over the landscape, provide a critical resource to rural population. Small water bodies are very reactive to climate variability and can exhibit complex and sometimes unexpected dynamics, such the paradoxical increase in surface and volume during and after big Sahelian droughts (Gal et al. 2017). Optical sensors have proved successful to monitor their dynamics in different semiarid regions as for example the Sahel (Haas et al. 2009, 2011; Gardelle et al. 2010; Gal et al. 2016; Grippa et al. 2017), Tunisia (Ogilvie et al. 2018) and Namibia (Naidoo et al. 2020). Using Landsat, Pekel et al (2016) provided a detailed dataset, the Global Surface Water (GSW) of open inland water worldwide at 30 m resolution, that include the characteristics of the seasonal cycles and trends over the last 30 years. Although open water can be easily detected using the middle infrared bands, the retrieval of water areas is more difficult when aquatic vegetation or trees are present. Indeed, most small water bodies are not permanent and several of them are covered by aquatic vegetation and/or trees which requires the development of specific algorithms to take them into account. For example, a supervised classification (here, the Active Learning for Cloud Detection (ALCD) from Baetens et al. 2019) using Sentinel-2 over the Gourma region in the Sahelian Mali (Fig. 7, based on the T30PXC tile in the Sentinel-2 US-Military Grid Reference System (MGRS) naming convention) illustrates well the high number of small temporary lakes. In the middle of the dry season (Fig. 6a), only 158 lakes are depicted, mainly open water (150 open water, 8 with vegetation) for a total water area of 29,9211 km². At the end of the wet season (Fig. 7b), 337 lakes have been detected, about half of them being covered with vegetation (177 open water, 160 with vegetation) for a total water area of 96,1802 km². Only half of the detected lakes in Fig. 7b are included in GSW (Pekel et al. 2016), mainly due to the fact that this database focuses on open water and misses most of the lakes covered by vegetation. Maximum water area over the 1984–2019 period in this database is equal to only 67,3585 km².

To conclude this section, it is also worth mentioning the efforts developed to take advantage of the combination of the various observations we described above. For instance, the low resolution but long-term estimates of passive microwave can be combined to optical data, such as those from MODIS with higher spatial resolution, but limited in time, via downscaling methodologies that combine both estimates into long-term, high-resolution products, such as the inundation extent product proposed over the Inner Niger Delta (Aires

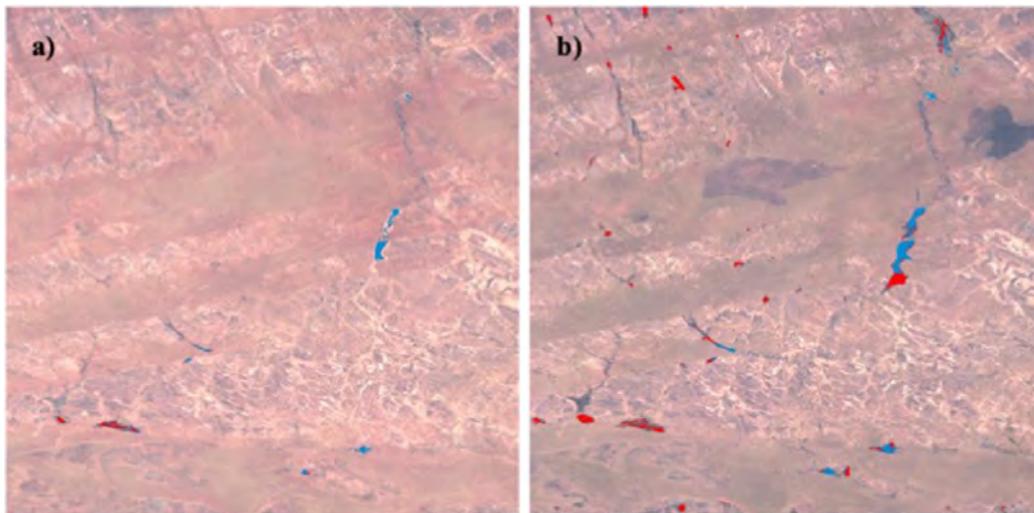


Fig. 7 Sahelian small water bodies from Sentinel-2 and supervised classification in Gourma, Mali. **a** dry season (16/03/2018), and **b** rainy season (11/11/2018). Red: lakes with vegetation, Blue: open water

et al. 2014). This was one of the starting points of several other studies using downscaling approaches based on topography and floodability index, that now provide global maps of surface water coverage at high spatial resolution, such as GIEMS-D15 (Fluet-Chouinard et al. 2015; ~500 m spatial resolution) and GIEMS-D3 (Aires et al. 2017, 90 m) that can be extremely useful for African water bodies.

It is obvious that more investigations are required to fully characterize the diversity and variability in the extent of African water bodies, especially in relation to the physical processes driving this dynamic. Great opportunities, as discussed further in Sect. 4, will emerge with the upcoming launch of the SWOT (Biancamaria et al. 2016; Grippa et al. 2019) and L-band SAR from NASA/ISRO SAR (NISAR) missions which will provide improved monitoring of African surface water across many scales.

2.3 Surface Water Storage in Lakes, Rivers, Wetlands and Reservoirs

Surface water storage, which represents the amount of freshwater stored in surface water bodies, is also a very important quantity to be estimated for hydrology and water resources (Schumann et al. 2016; Papa and Frappart 2021). As surface water storage is, by definition, linked to the variations in surface water level (Sect. 2.1) and extent (Sect. 2.2), it is similarly challenging to quantify at adequate time/space sampling.

The Gravity Recovery And Climate Experiment (GRACE) observations (and its follow-on mission GRACE-FO) provide, since 2002, estimates of the spatiotemporal variations in total terrestrial water storage (Tapley et al. 2004; Rodell et al. 2018) with an accuracy of ~1.5 cm of equivalent water thickness when averaged over surfaces of a few hundred square-kilometers. This quantity results from the changes in groundwater storage, soil moisture storage and surface water storage (it also includes ice and snow changes, but this is not applicable over Africa). Quantifying the storage of surface water is key to partition the GRACE-derived estimates in its different water storage contributions and to better quantify groundwater storage changes (Frappart et al. 2019). GRACE data also proved

successful in estimating water stock changes over the Sahel (Grippa et al. 2011). In tropical and subtropical humid environments, the contribution of surface water storage to total terrestrial water storage can be substantial, sometimes up to 50% (Kim et al. 2009; Getirana et al. 2017a), and the lack of information at the surface prevents an estimate of groundwater/subsurface storage changes from GRACE data.

The estimation of surface water storage from space is generally based on multi-satellite approaches that use the complementarity between products which provide the dynamic of the surface water extent and observations of surface water elevation. Thus, their combination offers the possibility to estimate surface water volume changes (Cretaux et al. 2016; Papa and Frappart 2021).

Over lakes and reservoirs, satellite altimetry and satellite imagery together are now commonly used to calculate water storage changes in order to study their dynamic and water balance. For a detailed description of the concept that establishes the relationship between water level, extent and water volume changes in lakes and reservoirs using a hypsometry approach, we refer to Cretaux et al. (2016), Gao et al. (2012), Duan and Bastiaansen (2013) and Gal et al. (2016). If the bathymetry of the lake or reservoir is known, this can also be used in combination with water level estimation to infer surface water storage variations.

Several databases, generally the ones that also provide water level from altimetry (Sect. 2.1), now make water storage change estimates in lakes and reservoirs available (Hydroweb and DAHITI for instance), including several water bodies in Africa. Notably, Tortini et al. (2020) and Tusker et al. (2019) built on relationships between elevation and surface area from multiple satellite altimetry missions and surface water extent estimated from Terra/Aqua MODIS or Landsat (such as GSW). They estimate continuous surface water storage changes in large lakes and reservoirs globally for 1992–2019, with many targeted lakes in Africa.

Over rivers, given the heterogeneity of channels, streams and terrain, estimating surface water storage variations is very difficult and there are only several studies worldwide and over Africa (Papa and Frappart 2021) that have been performed so far. The estimation is based on the combination of inundation extent products with surface water elevation from altimetry, similar to lakes and reservoirs, but the difference in elevation within the basin or between rivers and floodplains needs to be taken into account. Over Africa, the studies were mainly focused over the Congo River Basin, considering surface water extent maps from high to low spatial resolution products, depending on the applications.

Becker et al. (2018) combined GIEMS observations with altimetry-derived water levels from ENVISAT at 350 VSs to estimate monthly surface water storage change over the period 2003–2007 (Fig. 8) following the development of the methodology over other river basins (Frappart et al. 2008, 2012; Papa et al. 2015). In general, the uncertainties associated with the method (calculated by taking into account the uncertainties on both the water level from altimetry and GIEMS surface water extent) is ~25% in tropical river basins (Frappart et al. 2008; Papa et al. 2015; Papa and Frappart 2021). Over the entire Congo Basin, Becker et al. (2018) reported that the mean annual variation in surface water storage change amounts to $\sim 81 \pm 24 \text{ km}^3$ (with an estimated uncertainty of 26%). This variation accounts for $19 \pm 5\%$ of the annual variations in GRACE-derived total terrestrial water storage.

Lee et al. (2011) used a combination of several observations (including total water storage, water level from radar altimetry, precipitation and imagery from JERS-1 and MODIS) in a frame of a water balance study to estimate the amount of freshwater entering and exiting Congo wetlands. They showed that 111 km^3 of water were flowing through the Congo

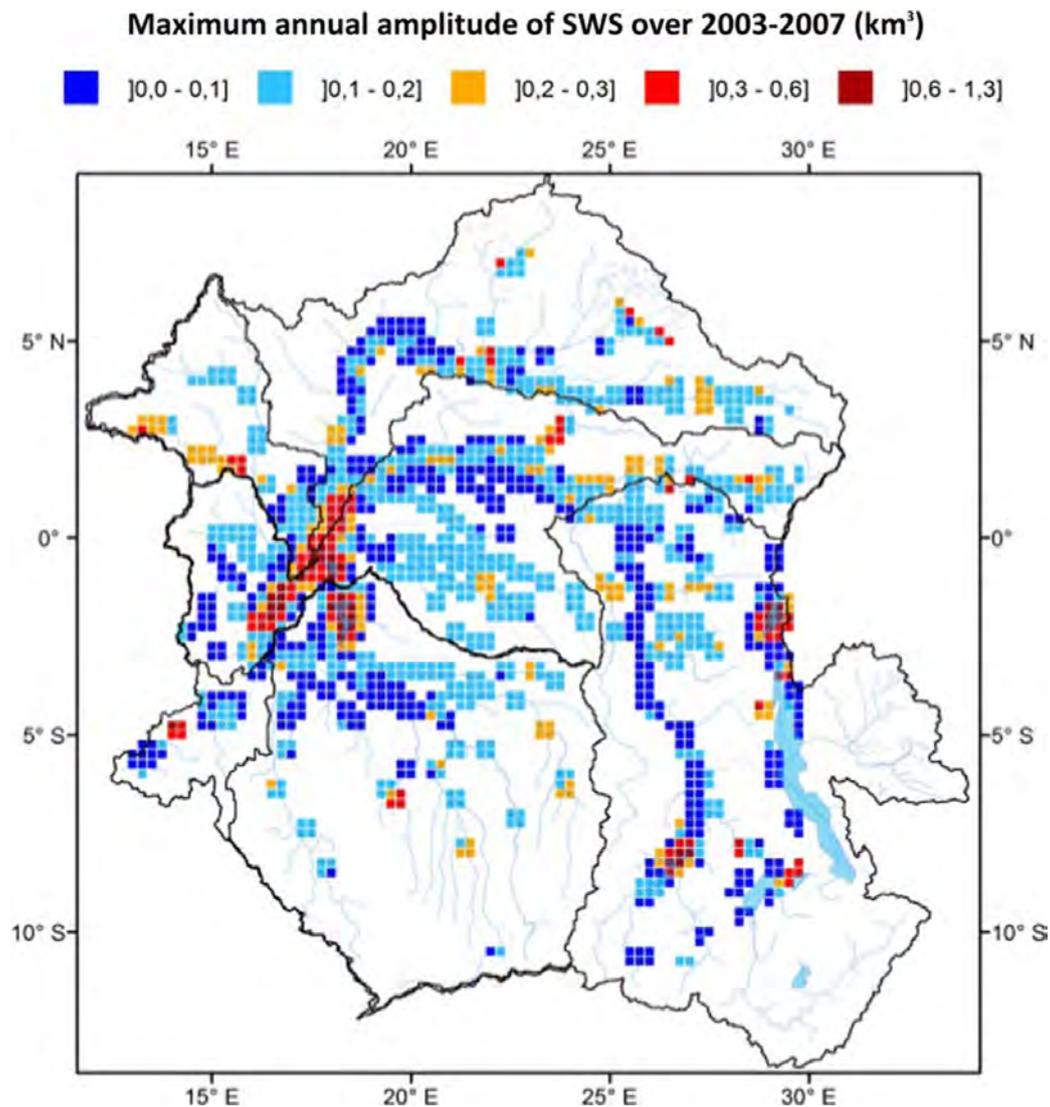


Fig. 8 Maximum annual surface water storage amplitudes (in km³) over the Congo Basin. The estimates are obtained from a combination of surface water extent maps from GIEMS and water elevation from ENVISAT radar altimeter, over 2003–2007 (from Becker et al. 2018)

wetlands each year. Over the Cuvette Centrale of the Congo (an area covering ~ 7800 km²), PALSAR observations in InSAR acquisitions were used in combination to ENVISAT altimetry to establish relationships between water depth and surface water storage and derived absolute surface water storage change over 2002–2011, with uncertainties of water storages ranging from 8 to 14% (Yuan et al. 2017b). But the difference in water storage and their variations in the region still vary depending on the methodology. For instance, the estimates of Yuan et al. (2017b) can differ up to 50% (average of $\sim 30\%$) with the estimates from Lee et al. (2015). Frappart et al. (2021) suggested that the densification of the VS network over the Cuvette Centrale by including water elevation variations over the floodplains could impact the surface water storage by a factor four as compared to if only VSs over the rivers are used.

Over the Lake Chad region, Pham-Duc et al. (2020) combined MODIS-derived surface water extent of the lake and floodplains with water level from altimetry to estimate the variations in surface water storage in the area to be $\sim 1.2 \text{ km}^3$ annually (with a maximum error of 8.5% on this estimate). In combination with GRACE data, the study further showed that groundwater (estimated with a maximum uncertainty of 23%), which contributes $\sim 70\%$ of Lake Chad's annual water storage change, is increasing since the 2000s, mainly because of sustained water supply provided by the two main tributaries of the lake. As a result, over the last two decades, Lake Chad is not shrinking thanks to groundwater and the tropical origin of water supply and is recovering seasonally its surface water extent and volume.

As we can see, most of these studies have been performed for large spatial scales and with temporal scales of monthly to seasonal changes and is restricted in general the data to capture only wide rivers, lakes and basin systems. Moreover, the spatial resolution of current gravimetry missions (generally hundreds of kilometers) is not adequate to infer changes in freshwater quantities at scales meaningful for societal applications and water resources management. Nevertheless, these missions remain a powerful tool to study hydroclimatology and large-scale freshwater variability.

The forthcoming mission SWOT is expected to change the way surface water storage is observed globally, as it will provide, for the first time, direct estimates with an unprecedented spatial resolution ($\sim 100 \text{ m}$), even if the set of observables in floodplains and wetlands is still uncertain. A preliminary work carried out in the Gourma region lake (Grippa et al. 2019) has shown the potential of SWOT to follow the seasonal dynamics of water volumes in ponds and lakes in this area. However, deriving water masks in the Sahel may be difficult given that backscattering coefficients from water and land are sometimes close. In this case, coupling water levels by SWOT to water extent estimated by optical sensors could be a good option.

2.4 Surface Water Quality from Water Color Measurements from Remote Sensing

While the above variables are more related to water quantity, Earth Observation can also be a powerful tool to monitor the quality of inland water, including sediments (suspended particulate matter-SPM), chlorophyll *a* (chl-*a*), cyanobacteria and colored dissolved organic matter (CDOM). In this section, we deal with water color techniques to monitor these parameters. Previous studies provided a comprehensive review of past, present, and new satellite sensors available for deriving water quality information in inland waters (Dörnhöfer and Oppelt 2016; Dube et al. 2015; Martinez et al. 2009; Pahlevan et al. 2017). Water color measurements are particularly challenging in Africa given on the one hand the atmospheric conditions (water vapor, desert dust, and biomass fires) which disturb the optical reflectance and on the other hand the strong seasonal dynamics of surface waters and the extremely high values of certain parameters, such as for example SPM (Robert et al. 2017).

CDOM CDOM is calculated based on absorption for a specific wavelength, often 440 nm. It is an indicator of the carbon content of surface water, so it plays a major role in understanding the role of surface water in the carbon cycle, particularly in the context of climate change (Kutser 2012; Williamson et al. 2009). However, in Africa, there are few studies on the satellite monitoring of this parameter.

Chlorophyll a Chl-*a* is an indicator of phytoplankton, and therefore of the primary productivity of lakes and it is one of the most monitored parameters using water color techniques in Africa (Shi et al. 2019; Dube et al. 2015). It provides information on the trophic state of the water and the risks of eutrophication. Mapping chlorophyll *a* (chl-*a*) is crucial

for water quality management. Chl-a has absorption bands between 440 and 560 as well as at 670 nm (red band) and a strong reflectance at 500 and 700 nm. In inland waters, it seems preferable to use the red and Near InfraRed (NIR) bands and not the blue to limit interference with CDOM and SPM (Shi et al. 2019; Obaid et al. 2021). In Africa, chl-a studies have developed especially since the 2010s, particularly in the Great Lakes (Bergamino et al. 2010; Horion et al. 2010; Loiselle et al. 2014) and in southern Africa (Chavula et al. 2009; Chawira et al. 2013; Dlamini et al. 2016; Masocha et al. 2018) but more specifically in South Africa (Matthews et al. 2010; Matthews 2014; Malahlela et al. 2018; Sakuno et al. 2018; Obaid et al. 2021; Bande et al. 2018) and its use has since spread to other African countries. More recently, Buma and Lee (2020) showed the interest of using a 3-band algorithm to monitor chl-a in the Chad Lake with Sentinel-2 (Red bands and NIR band are used) and Landsat 8 (blue, green and red band) satellite data. Obaid et al (2021) on the Vaal Dam used a blue-green ratio for Landsat and red-NIR ratio for Sentinel-2 to retrieve chl-a. Gidudu et al (2021) on the Lake Victoria used a 488 nm/645 nm ratio with MODIS data. Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) was also employed to monitor water hyacinth (Kiage and Obuoyo 2011; Dube et al. 2014; Shekede et al. 2008).

Cyanobacteria The use of the quantification of chl-a as an indicator of the abundance of cyanobacteria is problematic because this pigment exists for phytoplankton communities. Thus, PhycoCyanin (PC) is preferred, which is the unique pigment of cyanobacteria with an absorption at 620–630 nm. Finally, vegetation indexes can also be used [NDVI, Floating Algae Index (FAI), etc.] Despite the growing interest in estimating cyanobacteria in Africa (Dalu and Wasserman 2018; Ndlela et al. 2016), few studies focus on their monitoring by satellite (Stumpf et al. 2016), except in South Africa (Matthews 2014; Oberholste and Botha 2010). Matthews (2014) used the Maximum Peak Height (MPH) algorithm (Matthews et al. 2012) link to chl-a using Medium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS) data to detect cyanobacterial blooms. The FAI (Hu 2009) is the most widely used spectral index for detecting dense cyanobacterial blooms (Shi et al. 2019).

Sediments The use of satellite data to monitor SPM was first applied to temperate coastal areas, and then ocean water followed by tropical areas. In Africa, its application to inland surface waters is very recent. Kaba et al (2014) and Robert et al (2016) used MODIS data to document SPM in the Tana (Ethiopia) and Bagré (Burkina Faso, north of Lake Volta in the Volta basin, see Fig. 1) lakes, respectively. Robert et al. (2017) assessed the capability of high (Landsat 7/8) and medium (MODIS) resolution satellite sensors to monitor SPM in extremely turbid waters in the Gourma region (Mali). Sentinel-2 data were also found to provide good results for SPM monitoring in Burkina Faso (Robert et al. 2021), over the middle Niger River and over the Lake Chad.

All these studies are based on in situ measurements in order to identify the best corresponding band or ratio band to monitor the dynamics of SPM: Depending on the site, this is either the NIR/R ratio or most often the NIR band which seems the best to retrieve SPM values, in particular for high values. However, there is a limit at about 2500 mg/l above which reflectance reaches saturation. An example of the capability of Sentinel-2 to monitor SPM spatiotemporal variability in the Bagré Lake in Burkina Faso is shown in Fig. 9.

The NIR band derived from Sentinel-2 was used to study the SPM dynamics of the Bagré Lake (Fig. 9a–g). Before the start of the rainy season, low SPM values are observed throughout the lake. Then, the onset of the rainy season is synonymous with an increase in values in the upstream part of the lake. Then, it is like a wave of SPM which moves from upstream to downstream areas between the months of May and September. The usable images of 2019 make it possible to see this dynamic from the end of May to the beginning of July: with the highest values around 1000–1200 mg/l in the upstream part, 600–800 mg/l

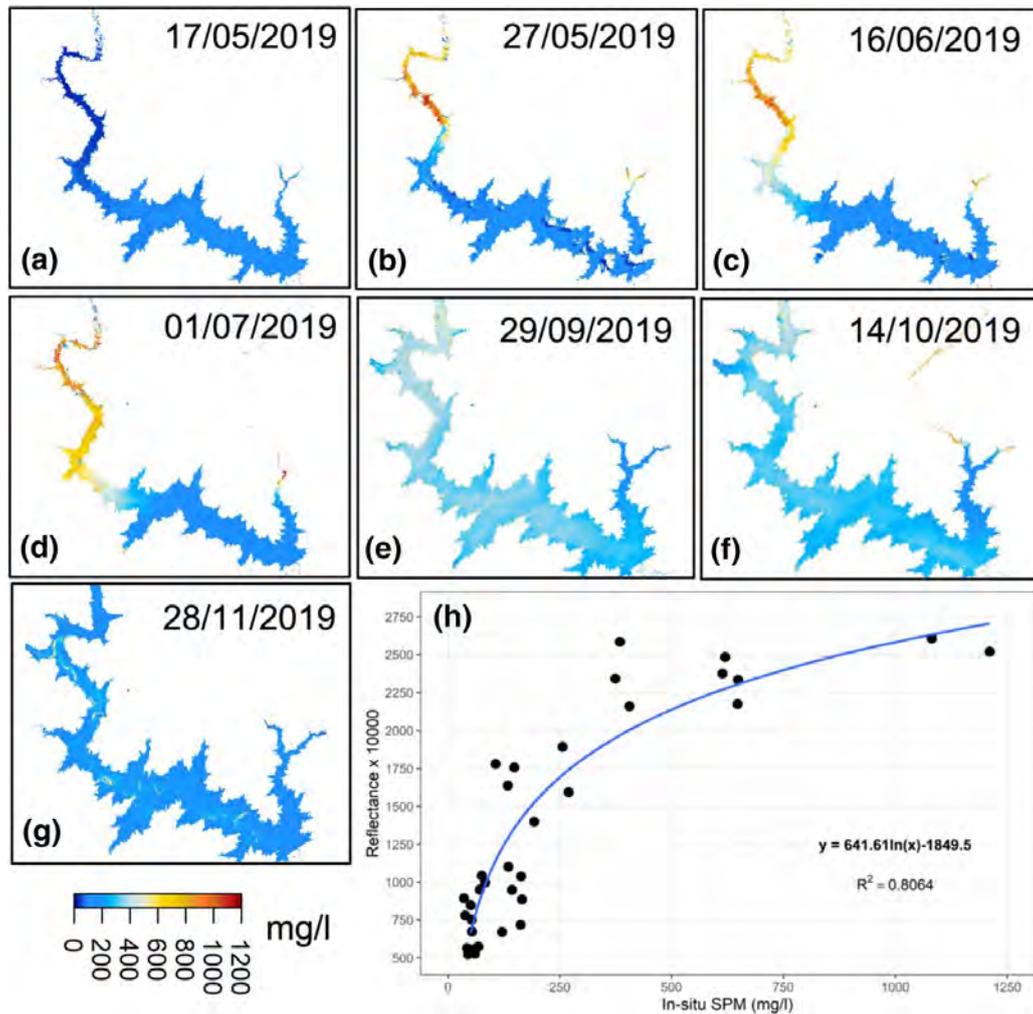


Fig. 9 a–g Spatiotemporal evolution of suspended particulate matter (SPM) (mg/l) in the Bagré Lake (Near InfraRed (NIR) band inverted from Sentinel-2 images; **h** Sentinel-2 NIR band as a function of SPM in log x -axis scale. R^2 indicates the Pearson's correlation

in the middle part, and lower values in the downstream part. The images of the end of September and the middle of October show a homogenization of the amount of suspended matter (400 mg/l) present in the lake. The rest of the year, the values are lower (less than 200 mg/l). It was also found that surface reflectance produced by the French Data Center THEIA provided better relationships to in situ SPM than surface reflectance produced by Copernicus which shows the importance of atmospheric corrections for water color-based applications (Fig. 9h). Finally, Robert et al (2021) highlighted that *E. coli* and diarrheal disease are strongly correlated with in situ SPM, and reflectance in the NIR which makes water color satellite approaches suited to monitor health hazard.

3 The Use of Earth Observations for Modeling Surface Waters and Hydrological Processes in Africa

3.1 Hydrological Modeling

Hydrological models are employed to numerically reproduce the hydrological functional behaviors and the water cycle processes through sets of mathematical equations. This representation of the processes related to the transition of rainfall to runoff through channels occurring at the land surface is termed hydrological modeling, which can also be understood as a means of quantitative prediction for decision-making (Tshimanga 2022). Hydrological modeling is commonly used to understand hydrological process, to predict hydrological variables, particularly when and where they are not currently measured in situ, and/or to predict the effects of future climate and explore “what-if” scenarios to understand the impacts of other changes, such as land use, dam building or urbanization. Quantifying all these processes is of paramount importance for hydrological prediction and water resources management under both stationary and non-stationary conditions, further complicated by our limited ability to measure or assess the subsurface interactions where many complex water fluxes take place.

In the African continent, a number of hydrological model applications have been initiated to meet the purpose of processes understanding and predictions across different scales, as well as water resources management plans. Some of these initiatives include the development of new models that are fit for purpose in the context of the African hydrology. Particular reference is made to the Pitman model (Pitman 1973; Hughes et al. 2007), the Agricultural Catchment Research Unit (ACRU) model (Schulze and George 1987) and a Hybrid Atmospheric and Terrestrial Water Balance (HATWAB) model (Alemaw and Chaoka 2003) that have been developed and used for simulating hydrological processes under different African hydro-climatic conditions.

A large number of hydrological modeling structures are currently available, but they differ in the degree of detail of the description of processes, the manner in which processes are conceptualized, the requirements for input and output data, and the possible spatial and temporal resolution. The common practice now in hydrological modeling communities is to use or adapt model structures that have been relatively successfully performed elsewhere. In this regard, a large number of global or land surface models have been used under different conditions and for different purposes across the African continent (Trambauer et al. 2013; Hughes et al. 2015; Boone et al. 2009; Grippa et al. 2017; Getirana et al. 2017b). Here, we do not intend to provide a classification of hydrological models, so more detailed information about the classification of these models can be referred to in the references cited.

Overall, several approaches have been used for hydrological models’ applications across the African continent. These approaches vary from parameter estimation (Nyabeze 2005; Kapangaziwiri and Hughes 2008), regionalization (e.g., Love et al. 2011), assimilation of new data types into hydrological models (Mekonnen et al. 2009; Milzow et al. 2011) and model uncertainty prediction (e.g., Katambara and Ndiritu 2009; Kapangaziwiri et al. 2012). Models have also been applied at different spatial scales from the relatively small to medium catchments (Hamlat et al. 2013; Gal et al. 2017; Nonki et al. 2021) to large rivers (Tshimanga and Hughes 2014; Casse et al. 2016; Munzimi et al. 2019) and even continental scales (Alemaw and Chaoka 2003; Trambauer et al. 2013). Apart from the general catchment water balance modeling, progress has also been made in the use of models

for more specific processes such as flooding (Yawson et al. 2005; Ngongondo et al. 2013; Smithers et al. 2013) and drought assessments (Nyabeze 2004), modeling of floodplains (Birkhead et al. 2007; Unami et al. 2009), sediment yields (Ndomba et al. 2008) groundwater surface water interactions (Ayenew et al. 2008; Tanner and Hughes 2015). Models have also been used to address the purpose of water allocation (McCartney and Arranz 2007; Mwebaze et al. 2021).

In a review of the 16 most widely used hydrological models for water resources applications worldwide, with the purpose of assessing their suitability for drought forecasting in Africa, Trambauer et al. (2013) noticed that not all of these models sufficiently represent all the important water balance components for African semiarid areas. This is partly due to the fact that most models do not represent relevant hydrological processes that could be significant in these areas, such as transmission losses along the river channel, re-infiltration and subsequent evaporation of surface runoff, and interception of the wet surface, as well as the high temporal and spatial variability of rainfall. Out of the 16 well known hydrological and land surface models that were reviewed, they concluded that only five (i.e., PCRaster Global Water Balance (PCR-GLOBWB), Global Water Availability Assessment (GWAVA), land surface Hydrology Tiled European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) Scheme for Surface Exchanges over Land (HTESSEL), Distributed Water Balance and Flood Simulation Model (LISFLOOD) and the Soil and Water Assessment Tool (SWAT)) were suitable for hydrological drought forecasting in Africa.

Results from the African Monsoon Multidisciplinary Analysis (AMMA) Land Surface Intercomparison Project carried out in West Africa have shown that general Land Surface Models (LSMs) have difficulties in representing surface runoff over the different West African soils and slow reservoirs (Boone et al. 2009; Grippa et al. 2017; Getirana et al. 2017b).

With a rapidly growing population and low level of water utilization, Africa's economic development continues to be hampered by water policies and management decisions that are based on sparse and unreliable information (Guzinski et al. 2014) and a severe lack of in situ network already highlighted. Hydrological models have a particularly important role to play in water management in Africa in filling some of these data gaps. However, the lack of in situ data also severely hampers the development of reliable hydrological models, mainly due to the lack of calibration and validation data. This has been a continued challenge for hydrologists, even with advances in methods developed through the Prediction in Ungauged BasinS (PUBS) efforts (Hrachowitz et al. 2013).

Earth Observations have demonstrated their value globally in improving hydrological modeling (Lettenmaier et al. 2015), but in Africa, they play an even more crucial role. Almost all hydrological modeling undertaken on the continent now relies on Earth Observation for many of its data needs (Paris et al. 2022). While the growth in utilizing Earth Observation in hydrological studies only really took off in earnest since 2000, mainly due to the advent of satellite-derived data products (see Sect. 2), it has now become so ubiquitous to use Earth Observation in these studies that many hydrology papers no longer mention Earth Observation in the title (Lettenmaier et al. 2015).

Here, we provide some examples to illustrate the role Earth Observation currently plays in hydrological modeling at different scales and for differing applications over Africa. We use this to highlight some of the successes of applying these data in hydrological modeling of the continent.

One of the significant benefits of using satellite observations in hydrological modeling is the large spatial scale of what can be measured and used, although often at increased computational modeling cost. However, there are very few examples of hydrology modeling specifically for the African continental scale. This may in part be

due to regional technical capacity issues, as well as data availability for such studies, but there has also been a tendency for researchers to develop global hydrology models, rather than just at a continental scale. Nevertheless, Earth Observation has contributed to studies specific to the African continent scale. One example of continent scale modeling is the use of daily remotely sensed surface water extent assimilated in the LISFLOOD hydrology model at the continental spatial scale in Africa and South America, with the conclusion that remotely sensed surface water extent improves streamflow simulations, potentially leading to a better forecast of the peak flow in ungauged regions (Revilla-Romero et al. 2016). These models have also been used to explore explicit links between hydrology and malaria transmission across the African continent (Smith et al. 2020).

Unsurprisingly, as observed in Sect. 2, Earth Observation has had much more research focus on hydrology at a large basin scale in Africa including Niger, Nile, Congo, Chad basins. This is perhaps the ideal scale for the use of satellite data in hydrology modeling, where the large scale of the basins makes in situ observations of sufficient detail hard to gather, as well as there being a better performance of hydrology modeling due to the longer timescale responses of such large basins. These large basins are also important transboundary river systems that require multi-country management and Earth Observation has played an important nonpartisan role in a more transparent understanding of the hydrology and water availability of these rivers (Ekeu-wei and Blackburn 2018; Guzinski et al. 2014).

A particularly well documented basin in Africa is the Niger River Basin, for which there have been many hydrology studies that benefited from satellite data. This basin is very particular and heterogeneous in terms of hydrological processes, since it involves tropical areas (e.g., the Guinean highlands), complex river floodplain systems (e.g., the Inner Niger Delta and the Niger river delta) and semiarid regions (e.g., the Red Flood tributaries). Pedinotti et al. (2012) for instance used satellite-derived observations of surface water (altimetry and GIEMS, see Sect. 2) to develop an improved version of the Interaction Sol-Biosphère-Atmosphère-Total Runoff Integrating Pathways (ISBA-TRIP) continental hydrologic system for the Niger basin, including a flooding scheme. As well as direct observations of surface water (see Sect. 2), Earth Observation is also crucial for primary model build datasets such as land use observations and for model driver datasets such rainfall. These models have used Earth Observation in the Niger Basin to explore a range of issues, such as the use of MODIS and Landsat for vegetation and surface water in groundwater recharge processes (Leblanc et al. 2007), and satellite rainfall products such as ECMWF Re-Analysis (ERA)-Interim for runoff estimation (Oyerinde et al. 2017) and the Climate Prediction Center morphing method (CMORPH), the near-real-time legacy product of Tropical Rainfall Measuring Mission Multi-satellite Precipitation Analysis (TMPA 3B42RT) and the Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks (PERSIANN) for flood forecasting (Casse et al. 2015). Casse et al. (2016) have employed the ISBA-TRIP model to investigate the long-term changes along the Red Flood tributaries, which are located in the Sahel region and have been facing intensified flood hazard over the last decades. A recent application for the Upper Niger River basin of the MGB model (MGB is the acronym in Portuguese for “Large Scale Hydrological Model”, Fleischmann et al. 2018) presented a two-way coupling of large-scale hydrological and hydraulic models over the basin and highlighted the importance of representing the interactions between floodplains and unsaturated soils during the annual flood wave propagation across the Inner Niger Delta.

The Nile Basin is another well-studied large basin in Africa, with many studies focusing on water resource management and rift valley lakes management issues. Digital elevation models (DEM) derived from radar observations (e.g., the Shuttle Radar Topography Mission, SRTM) have been used for basin delineation and flow routing to study lake hydrology in the upper Nile Basin (Bastawesy et al. 2013). Thermal infrared remote sensing data from AVHRR are used to estimate evaporation fluxes from the large Sudd wetland (Mohamed et al. 2006). Surface water extent observations from Landsat have been used to improve hydrology modeling of the lower Nile (Gleason et al. 2018). Recently, altimetry-derived surface water storage was assimilated into the World-Wide Water Resources Assessment (W3RA) model using the ensemble Kalman filter (EnKF) for the period of 2003 to 2016 (Khaki and Awange 2020), which improved model outputs, especially the surface water discharge RMSE which is reduced by approximately 33%.

Smaller African basins are also benefiting from modeling with a significant reliance on satellite dataset due to data scarcity, for example for modeling of flood hydrology and the subsequent flood hazard in the Oti River Basin (Komi et al. 2017), for water availability modeling in the Rokel-Seli catchment in Sierra Leone (Masafu et al. 2016) or for developing a water balance model for Lake Turkuna in East Africa (Velpuri et al. 2012), calibrated with a composite series of water level from T/P, Jason-1 and ENVISAT satellite altimetry data.

3.2 Hydraulic Modeling

Although hydrological modeling includes the transport of water through rivers, either implicitly or explicitly, there is still a need for more specialist models that simulate in detail the flow transport in channels and floodplains. These hydraulic models, also commonly referred to as hydrodynamic models, generally utilize some derivative of the Saint–Venant shallow water flow equations and are used to model river channel and floodplain processes more explicitly and in higher detail than would typically be undertaken with a hydrological model. Importantly, they provide spatiotemporal predictions of water levels and velocities, which allows the mapping of floodplain inundation dynamics and simulate sediment transport characteristics. Satellite-derived observations of these parameters have also advanced our understanding of these processes and allowed calibration and validation where in situ data are sparse (Schumann et al. 2009).

Over the last decade, there have been an increasing number of Earth Observation-based hydraulic modeling studies carried out on large African rivers that can be more easily observed from space. These models have been used to investigate inundation dynamics, map flood hazard, and to advance flood modeling methods in data sparse contexts. Generally, the models utilize a global DEM to represent terrain and map floodplain and main river channels and rely on remotely sensed observations of water surface elevation and/or extent for model calibration and validation. Typically, these models also involve estimation of river channel bathymetry, often by treating it as a parameter to be calibrated alongside the friction coefficient. While the representation of bathymetry is crucial to the hydraulic model performance, observed bathymetry data are seldom available, which presents a key challenge of modeling large rivers in this data sparse context. The river flow data used to drive these models are acquired using a variety of methods, which are covered in the previous hydrological modeling section.

The Niger River again is a prime example of an African river whose study has been significantly enhanced by satellite data, having been the subject of no less than four

hydrodynamic modeling studies within the last decade. The upper Niger, including the Inner Niger Delta, has been simulated with multiple models all of which make extensive use of satellite-derived water surface elevation and extent data, as described in Sect. 2 (Neal et al. 2012; Fleischmann et al. 2018; Haque et al. 2019; Getirana et al. 2021). Landsat imagery of water extents was used to estimate river channel width and validate modeled flood extents. Neal et al. (2012) also used water surface elevation observations from the Ice, Cloud, and land Elevation Satellite (ICESat) altimeter to calibrate their model's friction and bathymetry parameters and showed the model was able to predict water surface elevation at altimeter VSs with a RMSE of 1.21 m. Fleischmann et al. (2018) drew on water surface elevations from the Jason-2, ENVISAT and SARAL altimeters as part of their model validation process and found RMSE in modeled water surface elevation at altimeter VSs to be 0.95 m. The lower reaches of the Niger River including the Niger Delta have also been modeled hydraulically by Ekeu-wei and Blackburn (2020). They used ICESat altimetry to estimate bathymetry where observations were lacking and validated their model using flood extents from both MODIS and SAR observations. Their 'percentage flood extent capture' validation metric ranged from 70 to 92%.

Hydraulic modeling efforts on the Zambezi have also benefited from Earth Observation data. The Lower Zambezi flood forecasting model produced by Schumann et al. (2013) is another example of a hydraulic model calibrated by varying channel friction and bathymetry parameters to fit water surface elevation observations from the ICESat altimeter. Model validation using flood extents obtained from Landsat imagery showed the predicted correct flood area to be 86%. Reaches of the Upper Zambezi and associated tributaries have also recently been modeled hydraulically by Kittel et al. (2021b). In this instance, friction and bathymetry parameters were calibrated to observations of water surface elevation from CryoSat-2, and the model evaluated according to its ability to predict water surface elevation observed by the Sentinel-3 altimeter. The resulting RMSE values ranged from 0.6 to 1.31 m. Over the Congo River, the hydraulic modeling study by O'Loughlin et al. (2020) covers the Congo middle reach and major tributaries, where surface water elevation from the ERS-2 and ENVISAT altimeters were used to calibrate the friction and bathymetry parameters and validate the model (RMSE in modeled water surface elevation was 0.84 m). Landsat imagery was also used to obtain channel width estimates. Flood inundation fractions produced globally at 25 km spatial resolution from GIEMS (Prigent et al. 2007) were used to evaluate modeled flood extents, the dense rainforest here having prevented routine acquisition of higher resolution flood extents from satellite imagery. Also, Paris et al. (2022) presented the MGB hydrologic-hydraulic model for the whole Congo River basin, which was validated with several satellite-derived surface water elevation and extent datasets.

Published Earth Observation-based hydraulic modeling studies of rivers other than the principal African rivers described above are scarce but do exist. For example, Komi et al. (2017) used the Oti River, a tributary of the Volta River in West Africa, as a case study for flood modeling of mid-size rivers in data sparse contexts. This river is typically around 60 m along the 140 km long modeled study reach, which is not wide enough to accommodate the footprint of a satellite altimeter. However, flood extents were observed by MODIS and were used to calibrate the model's friction and bathymetry parameters. Fernández et al. (2016) developed a LISFLOOD-FP (FP for FloodPlain) hydraulic model for the Logone floodplain in the Lake Chad basin, which was validated with 52 Landsat-based flood extent maps.

There is a natural water cycle overlap between hydrology and hydraulic modeling and many studies that benefit from Earth Observation combine both approaches, for example

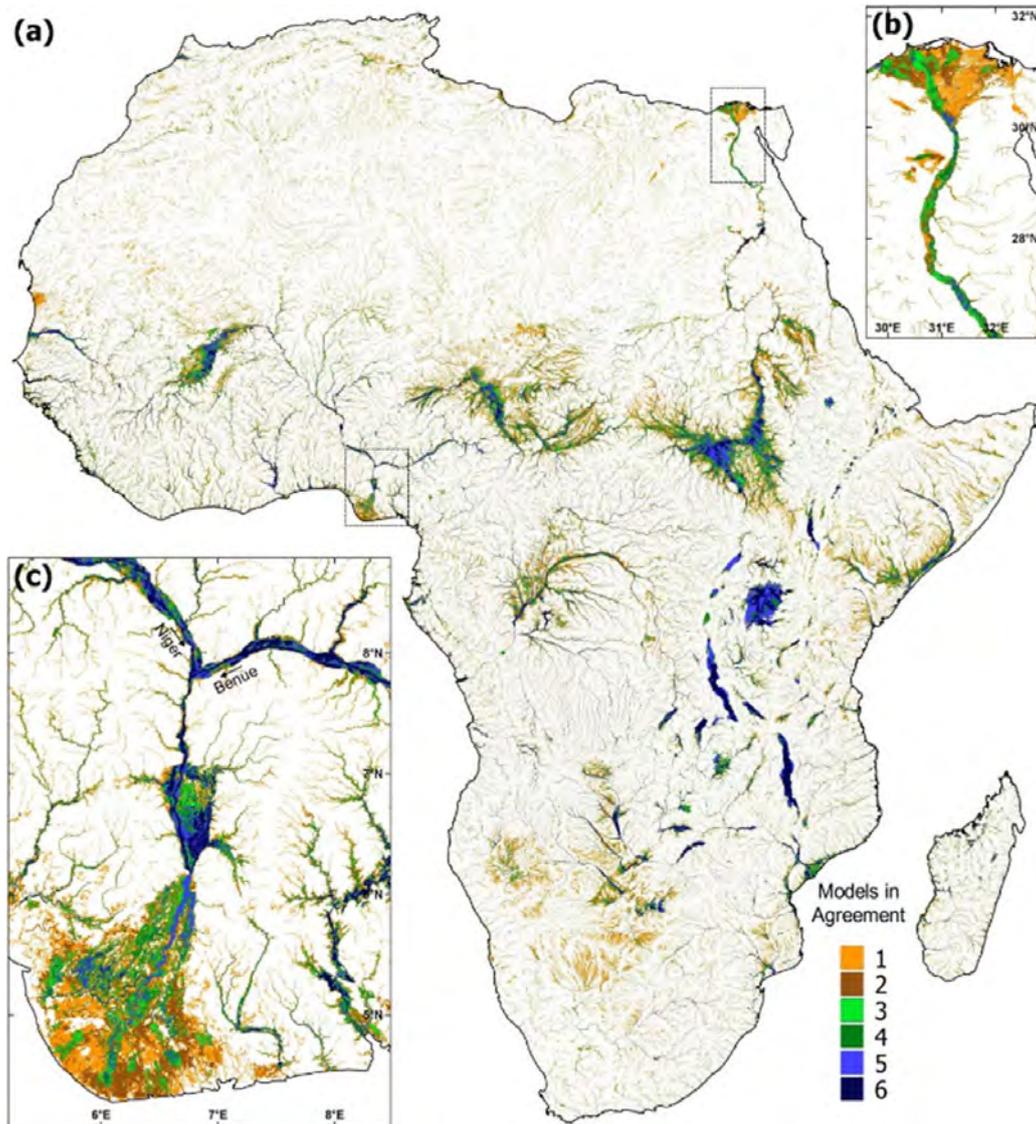


Fig. 10 a agreement of Global Flood Models (GFMs) in Africa b Nile River, c Niger River (from Trigg et al. 2016)

for floodplain wetland management in Africa (Chomba et al. 2021). At the global scale, this can be seen through the development of Global Flood Models (GFMs) (Trigg et al. 2021), which would not be possible without increasing availability of satellite-derived open datasets. These GFMs have been a valuable source of currently missing flood risk information in Africa, nonetheless, these methods are still relatively new and there is some way to go before models consistently predict similar areas of flood hazard (Trigg et al. 2016; Bernhofen et al. 2018), as demonstrated in Fig. 10. In many locations, GFMs provide the best available information on flood hazard. However, these models are applied in an automated fashion and are generally not calibrated or validated, and their coarse scale can miss many smaller rivers (Bernhofen et al. 2021).

Despite the current limitations of GFMs, they can be of use to decision-makers, as documented by Emerton et al. (2020) in their evaluation of the use of GFMs in the

emergency response to cyclones in Mozambique. This evaluation concluded that real-time hazard and risk information from a GFM provided a successful proof of concept with a positive real-world impact.

Specifically, the emergency flood bulletins derived directly from the GFM supported critical actions such as sending an assessment team to the region most likely to be affected. These extreme hydrological events are likely to become more common with climate change, and while Earth Observation cannot predict future climate change, it has been crucial for the development of models for predicting future impacts and will also be essential for monitoring the changing impacts over the coming decades (Guo et al. 2015).

There is no doubt that Earth Observation data have transformed hydrology and hydrodynamic modeling across Africa in the last few decades. With the development of new data sources, e.g., SWOT, NISAR, CubeSats, Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) and smart-phones, the future of modeling looks likely to continue this advance. This future will generate petabytes of data accessed through cloud storage and will require new methods of interpretation (McCabe et al. 2017).

4 Observational Challenges and Future Opportunities to Monitor African Surface Waters: Way Forward to Water Resources Management

African surface hydrology and terrestrial water cycle have undoubtedly benefited from more than 30 years of developments and studies using Earth Observation and models, as demonstrated and discussed in the previous sections.

The use of remote sensing data has helped to improve our overall knowledge and understanding of the variability and changes of surface water across the African continent, as well as the processes and mechanisms that drive them at various scales.

Remote sensing data now represent a powerful complement to “classical” observations, and the synergy of both means is key to overcome difficulties in a region with sparse in situ networks and where many basins are still ungauged. This complementary exist in many aspects, since satellites often brings a mean to spatialize observations, over large-scale regions and sometimes at fine spatial resolution, while ground observations bring very accurate measurements with often high temporal frequency that no current satellite can compete with. Conversely, satellites give access to new quantities such as the inundated area, which are almost impossible to collect from the ground.

Therefore, remote sensing data dedicated to hydrology have strongly contributed to filling some gaps in the observational systems needed to accurately and comprehensively monitor the environment of Africa. Our review thus highlighted the main remote sensing products that are now available to study African surface water and how their use has contributed to new findings and advances in hydrology across the region.

Current limitations However, there are still many gaps that can be identified regarding our current knowledge of African surface water and the scientific community will need to tackle them in the near future to ensure a comprehensive monitoring and understanding of African hydrology. Some of these basic questions were listed in a community-based effort that synthesized 23 Unsolved Problems in Hydrology (Blöschl et al. 2019) which was recently further developed for Africa specifically through the “23 Unsolved Problems in Hydrology in Africa” initiative (<https://www.researchgate.net/project/23-UPH-in-Africa>).

Without the pretention of making an exhaustive list of these incomplete knowledges, one can note from our review analysis some obvious and important gaps regarding surface water. For instance, many water bodies are still left with no observations or are monitored with temporal/spatial sampling which are not adequate to capture their characteristics or dynamics. Our review clearly demonstrated that radar altimetry is a very powerful for monitoring water bodies such as lakes and reservoirs located under the satellite tracks, but it is still blind to many smaller lakes and reservoirs that stand in between the ground-tracks. Some processes and mechanisms that drive the variability of water bodies also require observations with high temporal frequency which most current satellite missions don't offer. These limitations therefore prevent a better understanding of the variability of water level and extent in small lakes, reservoirs, rivers and wetlands and how these water bodies interact in complex systems such as in the river floodplain and in river–lake continuums. Additionally, there is still a very limited knowledge of water level and slopes at fine spatiotemporal resolution over African surface water, as well as topography in floodplains and flooded forests, preventing to significant improvements in hydraulic modeling of the systems. Similarly, river discharge, which was historically one of the first variables measured in hydrology and the most used to develop and calibrate models, is still not properly measured from space, as discussed in Tarpanelli et al. (2021). This review stresses a need to accurately estimate river discharge across the continent with fine spatial and temporal resolutions.

Our review also emphasized that, surprisingly, despite its importance, surface water storage in lakes, reservoirs, rivers and floodplains and its variations and changes still remain widely unknown in many parts of Africa. Such a conclusion regarding the surface freshwater reservoir is all the more striking given that, already more than fifteen years ago, Alsdorf et al. (2007) emphasized that “*Given societies’ basic need for freshwater, perhaps the most important hydrologic observations that can be made are of the temporal and spatial variations in water stored in rivers, lakes, reservoirs, floodplains, and wetlands.*” Lacking information on the amount of water stored and moving through surface water bodies prevents progresses in understanding their role in transporting sediment and organic matter, especially between channels and floodplains and how they impact the carbon balance, biogeochemical cycle and river ecology. The amount of water transported through floodplains, wetlands and lakes also impacts basin hydrology due to storage effects and regulates the size and timing of the river flood waves. Water storage is also key for water resources management and, as already mentioned, accurate partitioning of GRACE-derived total water storage into groundwater estimates requires measurements of surface water storage variations. Furthermore, it requires better spatial and temporal resolution than what is currently available in order to infer changes in freshwater storages at scales meaningful for societal applications.

Finally, we identified a strong need for monitoring water quality through remote sensing, which remains challenging especially given the complexity of African inland waters. Using recent optical sensors, suspended sediment concentration could be retrieved with promising results over specific sites, but developing general algorithms to estimate this variable at the regional or continental scale remains a challenge. As part of river hydrology that involves flood dynamics, surface types and complex interactions, sedimentation processes need to be properly monitored to assess geomorphological changes in floodplain and river channels. Improving the observations of phytoplankton and the chlorophyll a dynamic using satellites is also identified as key since they contribute to healthy ecosystems, biodiversity and water security.

A better characterization of these components from space in the near future could foster new developments and improvements in modeling, especially regarding flood storage, parameterization of surface/subsurface processes and wetlands/rivers/lakes connectivity.

Satellite observations are also very important to quantify and understand how the hydrological cycle responds to environmental changes and alterations, due to climate change and anthropogenic pressure. For instance, human activities can alter the ecological services of rivers, lakes and floodplains by modifying their connectivity and the role of storage in modulating fluxes of waters, sediment and nutrients, with strong impacts on the environment. The construction of dams, the impacts of deforestation, and the alteration of flowing rivers (Grill et al. 2019) can also have strong implications on surface water and hydrology. Unlike the Amazon Basin (Fassoni-Andrade et al. 2021), where many studies have been conducted to investigate the interplay between environmental impacts and the water cycle, the African river basins still suffer from a lack of such assessments. Such investigations need to be developed and required long-term monitoring in addition to local assessment achieved on the ground. Satellite observations dedicated to hydrology could offer this unique opportunity for a continuous and long-term monitoring of environmental changes.

Future opportunities In the coming years, new opportunities will soon emerge thanks to an unprecedented and increasing monitoring of African surface water as upcoming and future satellite missions dedicated to surface hydrology will be launched.

The upcoming Surface Water and Ocean Topography (SWOT) satellite mission (Biancamaria et al. 2016) is now planned to be launched at the end of 2022, in collaboration between the United States National Aeronautics and Space Administration (NASA), the Centre National d'Études Spatiales (CNES, the French Spatial Agency), the Canadian Space Agency (CSA) and the United Kingdom Space Agency (UKSA). SWOT can be seen as a “topographic imager” satellite mission that offers observations at ~100 m spatial resolution thanks to its SAR interferometry technique and will provide measurements of surface water elevation, slope and water mask, with a temporal resolution of two measurements every cycle of 21 days, almost globally. More details about the mission and SAR interferometry and the KaRIn measurements on board SWOT can be found in (Biancamaria et al. 2016). Its capability to measure height and surface changes will help characterize variations in river discharge and lake water storage in all rivers wider than 100 m and water bodies greater than 250 m × 250 m in area under the swath coverage. A preliminary study on SWOT applicability over Sahelian lake has indeed shown promising results (Grippa et al. 2019). SWOT could also potentially provide measurements in wetlands and floodplains, even in regions with denser vegetation, although it is still unknown to what extent the observations will be affected. The mission will open new perspectives in a large range of applications, from scientific studies to water management since, for the first time, components of the water cycle such as global discharge of rivers, water storage changes in natural and artificial reservoirs, and the dynamic of floodplain storage will be observed jointly. In addition, SWOT data will offer new opportunities in the fields of data assimilation into models (Wongchuig-Correa et al. 2020) or across interfaces to study land–ocean exchanges (Stephens et al. 2020).

Because SWOT data will be freely accessible, as altimetry has always been, a major advantage of SWOT mission will also reside in the possibility to propose an independent, reliable, and accurate measurement system to scientists and water management authorities over an entire basin. This is of particular importance in Africa given the transboundary character of many of its river basins making Earth Observation a fundamental tool to fulfill the disparity in data availability among countries. Nevertheless, it should also be noticed that the SWOT mission will still face some limitations, especially regarding its use

for water resource management or when it comes to the monitoring of surface water bodies such as wetlands, floodplains or inundated area with vegetation. SWOT will indeed provide water stage and discharge measurements on a global scale every 21 days (thanks to its wide swath technique, this revisit time will be reduced to 10–11 days in tropical regions) with a possible latency time of 3 days. This is a major improvement as compared to current observations but such temporal revisit might not be adequate for applications such as flood forecasting (Falck et al. 2021) or reservoir/dam operating. Moreover, in floodplains and wetlands environments, characterized by large extents of open water and sparse vegetation, SWOT will potentially provide observations of water surface elevation, extent and storage. However, in regions with denser vegetation, to what extent SWOT observations will be affected by vegetation is still largely unknown and more investigations are required. Therefore, studies that use the synergy with other satellite observations, which will be simultaneously available with SWOT, should be encouraged and supported to improve our understanding of the entire continental water extent and storage variability.

The capability of measuring surface water from space will also expand soon with the upcoming launch of the NASA-ISRO SAR mission (NISAR), a mission with an ability to map the extent of surface water in lakes and rivers, track floods, even under cloud cover and vegetation canopies and measure changes in the water surface height. SWOT and NISAR will complement the current capability offered by the COPERNICUS program to monitor surface water over long time periods.

As already stated, finer temporal sampling of the estimates of surface water elevation, ideally daily, should also be achieved for a better understanding of hydrological variability and causality at all space and timescales. This could be done thanks to the future capabilities of the next generation of radar altimetry mission aiming at daily revisit, such as the Small Altimetry Satellite for Hydrology (SMASH) constellation currently under study by the scientific community with the support of CNES. In the future, we should consider to combine the strengths of SWOT swath global measurements with a high temporal sampling of SMASH-like constellation to define a new SWOT-like satellite constellation providing global and daily to sub-daily observations.

An ongoing trend, motivated by the amount of satellite records, now covering multiple decades, along with advances in data storage and computation, has resulted in a more integrated use of satellite observations, based on synergy or data fusion techniques. A comprehensive monitoring of surface water could only benefit from integrating and merging various satellite observations with complementary strengths, such as proposed for instance in Pham-Duc et al. (2020) who combined altimetry, imagery and gravimetry observations to reveal that over the last twenty years Lake Chad is not drying.

At several points in our review, we also stressed the paucity of in situ observations in Africa. The lack of in situ observations, with a good coverage of the large spectrum of the natural variability of hydrological variable, is a limiting factor in the validation of Earth Observation products. Therefore, collection and long-term maintenance of in situ measurement networks should be supported by the agencies and service providers of satellite data, along with the development of open source-based tools to facilitate intercomparison efforts among the scientific community.

Finally, new Earth Observation techniques and methodologies are continuously being developed to help monitor surface waters and will benefit the African continent. For instance, program such the PlanetScope constellation (CubeSats, available since 2014, Cooley et al. 2019) is still underexploited and could bring new opportunities to monitor fine scale African surface water characteristics and process thanks to their capacity to provide ultra-high (3–5 m) resolution observations on a daily basis. The Global Navigation

Satellite System-Reflectometry (GNSS-R) also offers new promising potentials (Chew and Small 2020) with the use of Cyclone GNSS (CYGNSS) constellation to capture surface water dynamic. Besides the concept of satellite missions, the advent of new space-borne measurements, such as real-time high-definition video for monitoring the environment, including surface water and flood for instance, or measurements from unmanned aerial vehicles (UAVs) or small unmanned drones offer great upcoming opportunities. In the near future, this will probably push back the current spatiotemporal constraints and will deliver new hydrological process insights (McCabe et al. 2017). Nevertheless, the unprecedented availability of information, with the possible production of petabytes of data will challenge the current storage and analysis capabilities. This will require new analytical approaches and capacities to interpret such massive data volumes. New tools or fusion techniques based on artificial intelligence and increased computing power will be needed. Such new opportunities will require the joint effort of space agencies, the commercial sector and start-up companies.

Way forward Monitoring and modeling the components of the hydrological cycle with Earth Observation have now become a reality and this will be reinforced further in the coming years. However, there is still an open path to bring all these scientific advances forward into effective applications in water resources management and related decision-making. Africa, like many regions worldwide, is currently facing an extensive human footprint on its freshwater which raises a new set of needs in this context. Complex water management problems thus call for integrated planning using Earth Observation monitoring tools. Remote sensing has the potential to emulate essential information for decision-makers (Fassoni-Andrade et al. 2021) and is bringing new ways to monitor “politically ungauged” regions where information is not publicly available as advocate by Gleason and Durand (2020). But these Earth Observation advances need to translate into real support to water and environmental governance. Thus, the remote sensing community is now facing real challenges as it needs to promote these new knowledges and datasets in a manner that is more useful for societies and to pave the way for innovation and decision support in Africa.

Potential actions to take include to reducing the gap between scientific communities, by promoting interdisciplinary approaches toward more inclusive water systems, by training decision-makers to Earth Observation current progress and advances, by promoting open access datasets, tools and repositories. These actions should also include a better integration and support of African scientists in future programs related to water in order to reduce the disparity of opportunity and access to resources. Investment in science, from national and international communities, is also needed to fill these gaps, as demonstrated for the Congo Basin (White et al. 2021).

Initiatives such as Earth Observation Science for Society from the European Space Agency (<https://eo4society.esa.int/>) or NASA-SERVIR, especially its declination over Africa (https://www.nasa.gov/mission_pages/servir/africa.html), are useful tools for such promotion so that remote sensing could be incorporated into applications.

Earth Observation brings also large opportunities for operational monitoring, i.e., providing observations in real time (or near real time), simulating the potential of the water resource for hydropower plants, irrigation systems, fluvial transport and freight, and we expect these capabilities to be an area of great development and application interest in the coming years. New progress is expected, especially when integrating such information into existing tools and platforms dedicated to the planning and management of water resources, such as for instance the Congo Basin Catchment Information System (<https://cbcis.info/>), or the Satellite-based water monitoring and flow forecasting for the Niger River Basin project (<http://www.sath.abn.ne/index.html>).

Acknowledgements This work is partially funded by the Centre National d'Etude Spatiale (CNES) through the TOSCA project “DYnamique hydrologique du Bassin du CoNGO (DYBANGO)” (2020–2023). BK is supported by a PhD grant from the CNES, Agence Française du Développement (AFD) and Institut de Recherche pour le Développement (IRD). FP, AP, SC, BK and RT are supported by the IRD Groupement De Recherche International SCaHyLab. The work on African Lakes by JFC, PGG and BC is supported by the European Space Agency (ESA) through project Lakes of the Climate Change Initiative program. Funding for MT, AC and RT was provided by the Royal Society-DFID Africa Capacity Building Initiative (grants AQ150005, FLR\R1\192057, FCG\R1\201027). This work was supported by the French Centre National d'Etudes Spatiales (CNES) through the TELESAO project and the SPLASH (APR TOSCA). ER, MG and MdF would like to thank Laurent Kergoat (GET) for helpful discussion on remote sensing of small waterbodies in West Africa, Hediwge Nikiema (University Joseph Ki-zerbo, Burkina Faso) for help with the in situ SPM measurements in the Bagré Lake (Burkina Faso) and Santiago Pena Luque (CNES) for help with the ALCD algorithm. We thank the International Space Science Institute (ISSI, Switzerland) for organizing the workshop “Global Change in Africa: Role of Space Observations” and for coordinating the publication of this special issue. We thank the two anonymous reviewers for their constructive comments and the assessment of our work.

Data Availability Statement This is a review paper for which no new data were generated. Data supporting the figures are available via the cited references.

Declarations

Conflict of Interest The authors declare no conflicts of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript, or in the decision to publish the results.

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

References

- Adenuga KI, Mahmoud AS, Dodo YA, Albert M, Kori SA, Danlami NJ (2021) Climate change adaptation and mitigation in sub-Saharan African countries. In: Asif M (ed) Energy and environmental security in developing countries. Advanced sciences and technologies for security applications. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-63654-8_16
- Ahmed M, Wiese DN (2019) Short-term trends in Africa's freshwater resources: rates and drivers. *Sci Total Environ*. <https://doi.org/10.1016/j.scitoenv.2019.133843>
- Aires F, Prigent C, Papa F, Cretaux J-F, Berge-Nguyen M (2014) Characterization and space-time downscaling of the inundation extent over the inner Niger delta using GIEMS and MODIS data. *J Hydrometeorol* 15:171–192. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-13-032.1>
- Aires F, Miolane L, Prigent C, Pham-Duc B, Fluet-Chouinard E, Lehner B, Papa F (2017) A global dynamic and long-term inundation extent dataset at high spatial resolution derived through downscaling of satellite observations. *J Hydrometeorol* 18:1305–1325. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-16-0155.1>
- Albert JS, Destouni G, Duke-Sylvester SM et al (2021) Scientists' warning to humanity on the freshwater biodiversity crisis. *Ambio* 50:85–94. <https://doi.org/10.1007/s13280-020-01318-8>
- Alfieri L, Cohen S, Galantowicz J, Schumann GJP, Trigg MA et al (2018) A global network for operational flood risk reduction. *Environ Sci Policy* 84:149–158. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2018.03.014>
- Alcamo J, Flörkeand M, Märker M (2007) Future long-term changes in global water resources driven by socio-economic and climatic changes. *Hydrol Sci J* 52(2):247–275. <https://doi.org/10.1623/hysj.52.2.247>
- Alsdorf DE, Rodríguez E, Lettenmaier DP (2007) Measuring surface water from space. *Rev Geophys* 45:RG2002. <https://doi.org/10.1029/2006RG000197>

- Alsdorf DE, Beighley E, Laraque A, Lee H, Tshimanga R, O'Loughlin F et al (2016) Opportunities for hydrologic research in the Congo Basin. *Rev Geophys* 54(2):378–409. <https://doi.org/10.1002/2016RG000517>
- Alsdorf DE, Melack JM, Dunne T, Mertes LAK, Hess LL, Smith LC (2000) Interferometric radar measurements of water level changes on the Amazon flood plain. *Nature* 404:174–177. <https://doi.org/10.1038/35004560>
- Anderson W, Taylor C, McDermid S et al (2021) Violent conflict exacerbated drought-related food insecurity between 2009 and 2019 in sub-Saharan Africa. *Nat Food* 2:603–615. <https://doi.org/10.1038/s43016-021-00327-4>
- Andriambeloson JA, Paris A, Calmant S, Rakotondraompiana S (2020) Re-initiating depth-discharge monitoring in small-sized ungauged watersheds by combining remote sensing and hydrological modelling: a case study in Madagascar. *Hydrol Sci J* 65:2709–2728. <https://doi.org/10.1080/02626667.2020.1833013>
- Anyah RO, Semazzi FHM, Xie L (2006) Simulated physical mechanisms associated with climate variability over Lake Victoria Basin in East Africa. *Mon Weather Rev* 134(12):3588–3609. <https://doi.org/10.1175/MWR3266.1>
- Alemaw B, Chaoka T (2003) A continental scale water balance model: a GIS-approach for Southern Africa. *Phys Chem Earth Parts a/b/c* 28:957–966. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2003.08.040>
- Asnani GC (1993) Tropical meteorology, vols 1 and 2. Indian Institute of Tropical Meteorology, 1012 pp
- Ayewew T, Demlie M, Wohnlich S (2008) Hydrogeological framework and occurrence of groundwater in the Ethiopian aquifers. *J Afr Earth Sci* 52(3):97–113. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2008.06.006>
- Baetens L, Desjardins C, Hagolle O (2019) Validation of Copernicus Sentinel-2 cloud masks obtained from MAJA, Sen2Cor, and FMask processors using reference cloud masks generated with a supervised active learning procedure. *Remote Sens* 11(4):433. <https://doi.org/10.3390/rs11040433>
- Bande P, Adam E, Elbasi MAMA, Adelabu S (2018) Comparing Landsat 8 and Sentinel-2 in mapping water quality at Vaal dam. In: 2018 IEEE International geoscience and remote sensing symposium, 9280–9283, IGARSS 2018, Valencia, Spain, July 22–27, 2018. IEEE 2018, ISBN 978-1-5386-7150-4
- Barasa B, Wanyama J (2020) Freshwater lake inundation monitoring using Sentinel-1 SAR imagery in Eastern Uganda. *Ann GIS* 26(2):191–200. <https://doi.org/10.1080/19475683.2020.1743754>
- Bastawesy ME, Gabr S, White K (2013) Hydrology and geomorphology of the Upper White Nile Lakes and their relevance for water resources management in the Nile basin. *Hydrol Process* 27(2):196–205. <https://doi.org/10.1002/hyp.9216>
- Becker M, Llowel W, Cazenave A, Güntner A, Crétaux J-F (2010) Recent hydrological behaviour of the East African Great Lakes region inferred from GRACE, satellite altimetry and rainfall observations. *C R Geosciences* 342(3):223–233. <https://doi.org/10.1016/j.crte.2009.12.010,2010>
- Becker M, Papa F, Frappart F, Alsdorf D, Calmant S, da Silva JS, Prigent C, Seyler F (2018) Satellite-based estimates of surface water dynamics in the Congo River Basin. *Int J Appl Earth Obs Geoinf* 66:196–209. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.11.015>
- Becker M, Santos J, Calmant S, Robinet V, Linguet L, Seyler F (2014) Water level fluctuations in the Congo Basin derived from ENVISAT satellite altimetry. *Remote Sens* 6:9340–9358. <https://doi.org/10.3390/rs6109340>
- Bergamino N, Horion S, Stenuite S, Cornet Y, Loïsele S, Plisnier PD, Descy JP (2010) Spatio-temporal dynamics of phytoplankton and primary production in Lake Tanganyika using a MODIS-based bio-optical time series. *Remote Sens Environ* 114:772–780. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.11.013>
- Bergé-Nguyen M, Crétaux J-F (2015) Inundations in the Inner Niger Delta: Monitoring and analysis using MODIS and global precipitation datasets. *Remote Sens* 7(2):2127–2151. <https://doi.org/10.3390/rs70202127>
- Bernhofen MV, Trigg MA, Sleigh PA, Sampson CC, Smith AM (2021) Global flood exposure from different sized rivers. *Nat Hazards Earth Syst Sci* 21:2829–2847. <https://doi.org/10.5194/nhess-21-2829-2021>
- Bernhofen MV, Whyman C, Trigg MA, Sleigh PA, Smith AM, Sampson CC, Yamazaki D, Ward PJ, Rudari R, Pappenberger F (2018) A first collective validation of global fluvial flood models for major floods in Nigeria and Mozambique. *Environ Res Lett* 13(10):104007. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aae014>
- Berry PAM, Garlick JD, Freeman JA, Mathers EL (2005) Global inland water monitoring from multi-mission altimetry. *Geophys Res Lett* 32(16). <https://doi.org/10.1029/2005GL022814>
- Betbeder J, Gond V, Frappart F, Baghdadi NN, Briant G, Bartholomé E (2014) Mapping of Central Africa forested wetlands using remote sensing. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens* 7(2):531–542. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2013.2269733>

- Biancamaria S, Lettenmaier DP, Pavelsky TM (2016) The SWOT mission and its capabilities for land hydrology. *Surv Geophys* 37(2):307–337. <https://doi.org/10.1007/s10712-015-9346-y>
- Birkhead A, James C, Kleynhans M (2007) Hydrological and hydraulic modelling of the Nyl River floodplain Part 2: Modelling hydraulic behaviour. *Water SA* 33(1). doi:<https://doi.org/10.4314/wsa.v33i1.47866>
- Birkett CM (1998) Contribution of the TOPEX NASA Radar Altimeter to the global monitoring of large rivers and wetlands. *Water Resour Res* 34(5):1223–1239. <https://doi.org/10.1029/98WR00124>
- Birkett CM, Murtugudde R, Allan T (1999) Indian Ocean climate event brings floods to East Africa's lakes and the Sudd Marsh. *Geophys Res Lett* 26:1031–1034. <https://doi.org/10.1029/1999GL900165>
- Birkett CM, Ricko M, Beckley, BD, Yang X, Tetrault RL (2017) G-REALM: a lake/reservoir monitoring tool for drought monitoring and water resources management. In: AGU fall meeting abstracts, vol 2017, pp H23P–02
- Blöschl G, Bierkens MFP et al (2019) Twenty-three unsolved problems in hydrology (UPH)—a community perspective. *Hydrol Sci J* 64(10):1141–1158. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1620507>
- Boone A, De Rosnay P, Balsamo G, Beljaars A, Chopin F, Decharme B, Delire C, Ducharne A, Gascoin S, Grippa M, Guichard F (2009) The AMMA Land Surface Model Intercomparison Project (ALMIP). *Bull Am Meteorol Soc* 90(12):1865–1880. <https://doi.org/10.1175/2009BAMS2786.1>
- Bogning S, Frappart F, Blarel F, Niño F, Mahé G, Bricquet J-P, Seyler F, Onguéné R, Etamé J, Paiz M-C, Braun J-J (2018) Monitoring Water levels and discharges using radar altimetry in an Ungauged River Basin: the case of the Ogooué. *Remote Sens* 10(2):350. <https://doi.org/10.3390/rs10020350>
- Borges AV, Darchambeau F, Teodoru CR, Marwick TR, Tamoooh F, Geeraert N, Omengo FO, Guérin F, Lambert T, Morana C, Okuku E, Bouillon S (2015) Globally significant greenhouse-gas emissions from African inland waters. *Nat Geosci* 8:637–642. <https://doi.org/10.1038/ngeo2486>
- Brakenridge GR, Nghiem SV, Anderson E, Mic R (2007) Orbital microwave measurement of river discharge and ice status. *Water Resour Res* 43(4):W04405. <https://doi.org/10.1029/2006WR005238>
- Buma WG, Lee SI (2020) Evaluation of Sentinel-2 and Landsat 8 images for estimating chlorophyll-a concentrations in Lake Chad, Africa. *Remote Sens* 12(15):2437. <https://doi.org/10.3390/rs12152437>
- Bwangoy JRB, Hansen MC, Roy DP, De Grandi G, Justice CO (2010) Wetland mapping in the Congo Basin using optical and radar remotely sensed data and derived topographical indices. *Remote Sens Environ* 114(1):73–86. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.08.004>
- Calmant S, Seyler F, Cretaux JF (2008) Monitoring continental surface waters by satellite altimetry. *Surv Geophys* 29(4–5):247–269. <https://doi.org/10.1007/s10712-008-9051-1>
- Carr AB, Trigg MA, Tshimanga RM, Borman DJ, Smith MW (2019) Greater water surface variability revealed by new Congo River field data: implications for satellite altimetry measurements of large rivers. *Geophys Res Lett* 46:8093–8101. <https://doi.org/10.1029/2019GL083720>
- Casse C, Gosset M, Peugeot C, Pedinotti V, Boone A, Tanimoun BA, Decharme B (2015) Potential of satellite rainfall products to predict Niger River flood events in Niamey. *Atmos Res* 163:162–176. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2015.01.010>
- Casse C, Gosset M, Vischel T, Quantin G, Tanimoun BA (2016) Model-based study of the role of rainfall and land use–land cover in the changes in the occurrence and intensity of Niger red floods in Niamey between 1953 and 2012. *Hydrol Earth Syst Sci* 20:2841–2859. <https://doi.org/10.5194/hess-20-2841-2016>
- Chahine MT (1992) The hydrological cycle and its influence on climate. *Nature* 359:373–380
- Chavula G, Brezonik P, Thenkabail P, Johnson T, Bauer M (2009) Estimating the surface temperature of Lake Malawi using AVHRR and MODIS satellite imagery. *Phys Chem Earth Parts a/b/c* 34:749–754. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2009.08.001>
- Chawla I, Karthikeyan L, Mishra AKA (2020) Review of remote sensing applications for water security: quantity, quality, and extremes. *J Hydrol* 585:124826. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124826>
- Chawira M, Dube T, Gumindoga W (2013) Remote sensing based water quality monitoring in Chivero and Manyame lakes of Zimbabwe. *Phys Chem Earth Parts a/b/c* 66:38–44. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2013.09.003>
- Chew C, Small E (2020) Estimating inundation extent using CYGNSS data: a conceptual modelling study. *Remote Sens Environ* 246:111869. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111869>
- Chomba IC, Banda KE, Winsemius HC, Chomba MJ, Mataa M, Ngwenya V, Sichingabula HM, Nyambe IA, Ellender B (2021) A review of coupled hydrologic-hydraulic models for floodplain assessments in Africa: opportunities and challenges for floodplain wetland management. *Hydrology* 8(1):44. <https://doi.org/10.3390/hydrology8010044>
- Coe MT, Birkett CM (2004) Calculation of river discharge and prediction of lake height from satellite radar altimetry: example for the Lake Chad basin. *Water Resour Res* 40:W10205. <https://doi.org/10.1029/2003WR002543>

- Cooley SW, Smith LC, Ryan JC, Pitcher LH, Pavelsky TM (2019) Arctic-Boreal Lake dynamics revealed using CubeSat imagery. *Geophys Res Lett* 46(4):2111–2120. <https://doi.org/10.1029/2018GL081584>
- Cooley SW, Ryan JC, Smith LC (2021) Human alteration of global surface water storage variability. *Nature* 591:78–81. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03262-3>
- Conway D (2002) Extreme rainfall events and lake level changes in East Africa: Recent events and historical precedents. In: Odada EO, Olago DO (eds) *The East African Great Lakes: limnology, palaeolimnology and biodiversity*. Advances in global change research series, vol 12. Kluwer, pp 63–92
- Conway D, Persechino A, Ardoin-Bardin S, Hamandawana H, Dieulin C, Mahé G (2009) Rainfall and water resources variability in sub-Saharan Africa during the Twentieth Century. *J Hydrometeorol* 10(1):41–59. <https://journals.ametsoc.org/view/journals/hydr/10/1/2008jhm10041.xml>
- Coss S, Durand M, Yi Y, Jia Y, Guo Q, Tuozzolo S et al (2020) Global river radar altimetry time series (GRRATS): new river elevation earth science data records for the hydrologic community. *Earth Syst Sci Data* 12(1):137–150. <https://doi.org/10.5194/essd-12-137-2020>
- Cretaux J-F, Jelinski W, Calmant S, Kouraev AV, Vuglinski V, Bergé-Nguyen M, Gennero M-C, Nino F, Abarca-Del-Río R, Cazenave A, Maisongrande P (2011) SOLS: a lake database to monitor in near real time water level and storage variations from remote sensing data. *J Adv Space Res* 47(9):1497–1507. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2011.01.004>
- Cretaux J-F, Frappart F, Papa F, Calmant S, Nielsen K, Benveniste J (2017) Hydrological applications of satellite Altimetry rivers, lakes, man-made reservoirs, inundated areas. In: Stammer DC, Cazenave A (eds) *Satellite altimetry over oceans and land surfaces*. Taylor & Francis Group, New York, pp 459–504
- Cretaux J-F, Bergé-Nguyen M, Calmant S, Jamangulova N, Satylkanov R, Lyard F, Perosanz F, Verron J, Montazem AM, Leguilcher G, Leroux D, Barrie J, Maisongrande P, Bonnefond P (2018) Absolute calibration/validation of the altimeters on Sentinel-3A and Jason-3 over the lake Issykkul. *Remote Sens* 10:1679. <https://doi.org/10.3390/rs10111679>
- Cretaux J-F, Abarca-del-Río R, Bergé-Nguyen M et al (2016) Lake volume monitoring from space. *Surv Geophys* 37:269–305. <https://doi.org/10.1007/s10712-016-9362-6>
- D'Addabbo A, Capolongo D, Refice A (2018) *Flood monitoring through remote sensing*. Springer, Cham
- Dai A, Qian T, Trenberth KE, Milliman JD (2009) Changes in continental freshwater discharge from 1948 to 2004. *J Clim* 22(10):2773–2792. <https://doi.org/10.1175/2008JCLI2592.1>
- Dalu T, Wasserman RJ (2018) Cyanobacteria dynamics in a small tropical reservoir: understanding spatio-temporal variability and influence of environmental variables. *Sci Total Environ* 643:835–841. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.06.256>
- Dargie GC, Lewis SL, Lawson IT, Mitchard ETA, Page SE, Bocko YE, Ifo SA (2017) Age, extent and carbon storage of the central Congo Basin peatland complex. *Nature* 542:86–90. <https://doi.org/10.1038/nature21048>
- Da Silva JS, Calmant S, Seyler F, Rotunno Filho OC, Cochonneau G, Mansur WJ (2010) Water levels in the Amazon basin derived from the ERS 2 and ENVISAT radar altimetry missions. *Remote Sensing Environ* 114(10): 2160–2181. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.04.020>
- De Groot T (2010) Flood monitoring and mapping using passive microwave remote sensing in Namibia. *Geomat Nat Hazards Risk* 1(1):19–35. <https://doi.org/10.1080/19475701003648085>
- De Wit M, Stankiewicz J (2006) Changes in surface water supply across Africa with predicted climate change. *Science* 311(5769):1917–1921. <https://doi.org/10.1126/science.1119929>
- Dlamini S, Nhapi I, Gumindoga W, Nhwatiwa T, Dube T (2016) Assessing the feasibility of integrating remote sensing and in-situ measurements in monitoring water quality status of Lake Chivero, Zimbabwe. *Phys Chem Earth* 93:2–11. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2016.04.004>
- Döll P, Douville H, Güntner A et al (2016) Modelling freshwater resources at the global scale: challenges and prospects. *Surv Geophys* 37:195–221. <https://doi.org/10.1007/s10712-015-9343-1>
- Dörnhöfer K, Oppelt N (2016) Remote sensing for lake research and monitoring—recent advances. *Ecol Ind* 64:105–122. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.12.009>
- Drusch M, Del Bello U, Carlier S, Colin O, Fernandez V, Gascon F, Hoersch B, Isola C, Laberinti P, Martimort P, Meygret A, Spoto F, Sy O, Marchese F, Bargellini P (2012) Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sens Environ* 120:25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>
- Duan Z, Bastiaanssen WGM (2013) Estimating water volume variations in lakes and reservoirs from four operational satellite altimetry databases and satellite imagery data. *Remote Sens Environ* 134:403–416. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.03.010>
- Dube T, Mutanga O, Seutloali K, Adelabu S, Shoko C (2015) Water quality monitoring in sub-Saharan African lakes: a review of remote sensing applications. *Afr J Aquat Sci* 40(1):1–7. <https://doi.org/10.2989/16085914.2015.1014994>

- Dube T, Gumindoga W, Chawira M (2014) Detection of land cover changes around Lake Mutirikwi, Zimbabwe based on traditional remote sensing image classification techniques. *Afr J Aquat Sci* 39:1–7. <https://doi.org/10.2989/16085914.2013.870068>
- Eldardiry H, Hossain F (2019) Understanding reservoir operating rules in the transboundary Nile river basin using macroscale hydrologic modeling with satellite measurements. *J Hydrometeorol* 20(11):2253–2269. https://journals.ametsoc.org/view/journals/hydr/20/11/jhm-d-19-0058_1.xml
- Ekeu-wei IT, Blackburn GA (2018) Applications of open-access remotely sensed data for flood modelling and mapping in developing regions. *Hydrology* 5(3):39. <https://doi.org/10.3390/hydrology5030039>
- Ekeu-wei IT, Blackburn GA (2020) Catchment-scale flood modelling in data-sparse regions using open-access geospatial technology. *ISPRS Int J Geo Inf* 9(9):512. <https://doi.org/10.3390/ijgi9090512>
- Emerton R, Cloke H, Ficchi A, Hawker L, de Wit S, Speight L, Prudhomme C, Rundell P, West R, Neal J (2020) Emergency flood bulletins for Cyclones Idai and Kenneth: a critical evaluation of the use of global flood forecasts for international humanitarian preparedness and response. *Int J Disaster Risk Reduct* 50:101811. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101811>
- Falck AS, Tomasella J, Papa F (2021) Assessing the potential of upcoming satellite altimeter missions in operational flood forecasting systems. *Remote Sens* 13(21):4459. <https://doi.org/10.3390/rs13214459>
- Famiglietti JS (2014) The global groundwater crisis. *Nat Clim Chang* 14:945–948. <https://doi.org/10.1038/nclimate2425>
- Fassoni-Andrade A, Fleischmann A, Papa F, Paiva R, Wongchuig S, Melack JM et al (2021) Amazon hydrology from space: scientific advances and future challenges. *Rev Geophys* 59:e2020RG000728. <https://doi.org/10.1029/2020RG000728>
- Fatras C, Parrens M, Peña Luque S, Al Bitar A (2021) Hydrological dynamics of the Congo Basin from water surfaces based on L-band microwave. *Water Resour Res*. <https://doi.org/10.1029/2020wr027259>
- Fekete BM, Looser U, Pietroniro A, Robarts RD (2012) Rationale for monitoring discharge on the ground. *J Hydrometeorol* 13:1977–1986. <https://doi.org/10.1175/jhm-d-11-0126.1>
- Fernández A, Najafi MR, Durand M, Mark BG, Moritz M, Jung HC, Neal J, Shastry A, Laborde S, Phang SC, Hamilton IM, Xiao N (2016) Testing the skill of numerical hydraulic modeling to simulate spatiotemporal flooding patterns in the Logone floodplain, Cameroon. *J Hydrol* 539:265–280. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.05.026>
- Fleischmann A, Siqueira V, Paris A, Collischonn W, Paiva R, Pontes P, Crétaux J-F, Bergé-Nguyen M, Biancamaria S, Gosset M (2018) Modelling hydrologic and hydrodynamic processes in basins with large semi-arid wetlands. *J Hydrol* 561:943–959. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.04.041>
- Fluet-Chouinard E, Lehner B, Rebelo LM, Papa F, Hamilton SK (2015) Development of a global inundation map at high spatial resolution from topographic downscaling of coarse-scale remote sensing data. *Remote Sens Environ* 158:348–361. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.10.015>
- Frappart F, Calmant S, Cauhopé M, Seyler F, Cazenave A (2006) Preliminary results of ENVISAT RA-2-derived water levels validation over the Amazon basin. *Remote Sens Environ* 100:252–264. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.10.027>
- Frappart F, Papa F, Guentner A, Tomasella J, Pfeffer J, Ramillien G, Emilio T, Schiatti J, Seoane L, da Silva CJ, Medeiros Moreira D, Bonnet M-P, Seyler F (2019) The spatio-temporal variability of groundwater storage in the Amazon River Basin. *Adv Water Res* 124:41–52. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2018.12.005>
- Frappart F, Zeiger P, Betbeder J, Gond V, Bellot R, Baghdadi N, Blarel F, Darrozes J, Bourrel L, Seyler F (2021) Automatic detection of inland water bodies along altimetry tracks for estimating surface water storage variations in the Congo Basin. *Remote Sens* 13(19):3804. <https://doi.org/10.3390/rs13193804>
- Frappart F, Papa F, Famiglietti JS, Prigent C, Rossow WB, Seyler F (2008) Interannual variations of river water storage from a multiple satellite approach: a case study for the Rio Negro River basin. *J Geophys Res* 113:D21104. <https://doi.org/10.1029/2007JD009438>
- Frappart F, Papa F, Santos da Silva J, Ramillien G, Prigent C, Seyler F, Calmant S (2012) Surface freshwater storage and dynamics in the Amazon basin during the 2005 exceptional drought. *Environ Res Lett* 7:044010. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/7/4/044010>
- Funari E, Testai E (2008) Human health risk assessment related to cyanotoxins exposure. *Crit Rev Toxicol* 38(2):97–125. <https://doi.org/10.1080/10408440701749454>
- Good SP, Noone D, Bowen G (2015) Hydrologic connectivity constrains partitioning of global terrestrial water fluxes. *Science* 349:175–177. <https://doi.org/10.1126/science.aaa593>
- Gao H, Birkett CM, Lettenmeier DP (2012) Global monitoring of large reservoir storage from satellite remote sensing. *Water Resour Res* 48:W09504. <https://doi.org/10.1029/2012WR012063>

- Gardelle J, Hiernaux P, Kergoat L, Grippa M (2010) Less rain, more water in ponds: a remote sensing study of the dynamics of surface waters from 1950 to present in pastoral Sahel (Gourma region, Mali). *Hydrol Earth Syst Sci* 14:309–324. <https://doi.org/10.5194/hess-14-309-2010>
- Gal L, Grippa M, Kergoat L, Hiernaux P, Peugeot C, Mougin E (2016) Changes in ponds water volume and runoff coefficients over ungauged sahelian watersheds. *J Hydrol* 540:1176–1188. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.07.035>
- Gal L, Grippa M, Hiernaux P, Pons L, Kergoat L (2017) Modeling the paradoxical evolution of runoff in pastoral Sahel. The case of the Agoufou watershed, Mali. *Hydrol Earth Syst Sci* 21:4591–4613. <https://doi.org/10.5194/hess-2016-623>
- Getirana A, Kumar S, Giroto M, Rodell M (2017a) Rivers and floodplains as key components of global terrestrial water storage variability. *Geophys Res Lett* 44:10359–10368. <https://doi.org/10.1002/2017GL074684>
- Getirana A, Boone A, Peugeot C et the ALMIP2 Working Group (2017b) Streamflows over a West African Basin from the ALMIP2 model ensemble. *J Hydrometeorol* 18(7):1831–1845. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-16-0233.1>
- Getirana A, Kumar S, Konapala G, Ndehedehe CE (2021) Impacts of fully coupling land surface and flood models on the simulation of large wetland's water dynamics: the case of the Inner Niger Delta. *J Adv Model Earth Syst* 13(5):e2021MS002463. <https://doi.org/10.1029/2021MS002463>
- Gidudu A, Letaru L, Kulabako RN (2021) Empirical modeling of chlorophyll a from MODIS satellite imagery for trophic status monitoring of Lake Victoria in East Africa. *J Great Lakes Res* 47(4):1209–1218. <https://doi.org/10.1016/j.jglr.2021.05.005>
- Gleason CJ, Wada Y, Wang J (2018) A hybrid of optical remote sensing and hydrological modeling improves water balance estimation. *J Adv Model Earth Syst* 10(1):2–17. <https://doi.org/10.1002/2017MS000986>
- Gleason CJ, Durand MT (2020) Remote sensing of river discharge: a review and a framing for the discipline. *Remote Sens* 12(7):1–28. <https://doi.org/10.3390/rs12071107>
- Grill G, Lehner B, Thieme M et al (2019) Mapping the world's free-flowing rivers. *Nature* 569:215–221. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1111-9>
- Grippa M, Kergoat L, Frappart F, Araud Q, Boone A, De Rosnay P, Lemoine JM, Gascoin S, Balsamo G, Otlé C, Decharme B, Saux-Picart S, Ramillien G (2011) Land water storage changes over West Africa estimated by GRACE and land surface models. *Wat Res* 47:W05549. <https://doi.org/10.1029/2009WR008856>
- Grippa M, Rouzies C, Biancamaria S, Blumstein D, Cretaux J-F, Gal L, Robert E, Gosset M, Kergoat L (2019) Potential of SWOT for monitoring water volumes in Sahelian ponds and lakes. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens* 12(7):2541–2549. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2901434>
- Grippa M, Kergoat L, Boone A, Peugeot C, Demarty J, Cappelaere B, Gal L, Hiernaux P, Mougin E, Ducharme A, Dutra E, Hain C, Anderson M, The ALMIP2 Working group Modelling (2017) Surface runoff and water fluxes over contrasted soils in pastoral Sahel: evaluation of the ALMIP2 land surface models over the Gourma region in Mali. *J Hydrometeorol* 18(7). <https://doi.org/10.1175/JHM-D-16-0170.1>
- Guo HD, Zhang L, Zhu LW (2015) Earth observation big data for climate change research. *Adv Clim Chang Res* 6(2):108–117. <https://doi.org/10.1016/j.accre.2015.09.007>
- Guzinski R, Kass S, Huber S, Bauer-Gottwein P, Jensen IH, Naeimi V, Doubkova M, Walli A, Tottrup C (2014) Enabling the use of earth observation data for integrated water resource management in Africa with the water observation and information system. *Remote Sens* 6(8):7819–7839. <https://doi.org/10.3390/rs6087819>
- Haas EM, Bartholomé E, Combal B (2009) Time series analysis of optical remote sensing data for the mapping of temporary surface water bodies in sub-Saharan western Africa. *J Hydrol* 370(1–4):52–63. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.02.052>
- Haas EM, Bartholomé E, Lambin EF, Vanacker V (2011) Remotely sensed surface water extent as an indicator of short-term changes in ecohydrological processes in sub-Saharan Western Africa. *Remote Sens Environ* 115(12):3436–3445. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.007>
- Haddeland I, Heinke J, Biemans H, Eisner S, Flörke M, Hanasaki N, Konzmann M, Ludwig F, Masaki Y, Schewe J, Stacke T, Tessler ZD, Wada Y, Wisser D (2014) Water, human impacts, and climate change. *Proc Natl Acad Sci USA* 111(9):3251–3256. <https://doi.org/10.1073/pnas.1222475110>
- Haque MM, Seidou O, Mohammadian A, Djibo AG, Liersch S, Fournet S, Karam S, Perera EDP, Kleynhans M (2019) Improving the accuracy of hydrodynamic simulations in data scarce environments using Bayesian model averaging: a case study of the inner Niger Delta, Mali, West Africa. *Water* 11(9):1766. <https://doi.org/10.3390/w11091766>
- Hall JW, Grey D, Garrick D, Fung F, Brown C, Dadson SJ, Sadoff CW (2014) Coping with the curse of freshwater variability: institutions, infrastructure, and information for adaptation. *Science* 346(6208):429–443. <https://doi.org/10.1126/science.1257890>

- Hamlat A, Errih M, Guidoum A (2013) Simulation of water resources management scenarios in western Algeria watersheds using WEAP model. *Arab J Geosci* 6(7):2225–2236. <https://doi.org/10.1007/s12517-012-0539-0>
- Hastenrath S, Nicklis A, Greischar L (1993) Atmospheric–hydrospheric mechanisms of climate anomalies in the western equatorial Indian Ocean. *J Geophys Res* 98:20219–20235
- Hastie A, Lauerwald R, Ciais P, Papa F, Regnier P (2021) Historical and future contributions of inland waters to the Congo basin carbon balance. *Earth Syst Dyn* 12:37–62. <https://doi.org/10.5194/esd-12-37-2021>
- Hernegger M, Stecher G, Schwatke C, Olang L (2021) Hydroclimatic analysis of rising water levels in the Great rift Valley lakes of Kenya. *J Hydrol Reg Stud*. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100857>
- Hess LL, Melack JM, Filoso S, Wang Y, Wang Y (1995) Delineation of inundated area and vegetation along the Amazon floodplain with the SIR-C synthetic aperture radar. *IEEE Trans Geosci Remote Sens* 33(4):896–904. <https://doi.org/10.1109/36.406675>
- Hess LL, Melack JM, Novo EMLM, Barbosa CCF, Gastil M (2003) Dual-season mapping of wetland inundation and vegetation for the central Amazon basin. *Remote Sens Environ* 87(4):404–428. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.04.001>
- Hoekstra AY, Mekonnen MM, Chapagain AK, Mathews RE, Richter BD (2012) Global monthly water scarcity: blue water footprints versus blue water availability. *PLoS ONE* 7(2):e32688. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0032688>
- Horion S, Bergamino N, Stenuite S, Descy J-P, Plisnier P-D, Loisel SA, Cornet Y (2010) Optimized extraction of daily bio-optical time series derived from MODIS/aqua imagery for Lake Tanganyika, Africa. *Remote Sens Environ* 114(4):781–791. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.11.012>
- Hrachowitz M, Savenije H, Blöschl G, McDonnell J, Sivapalan M, Pomeroy J, Arheimer B, Blume T, Clark M, Ehret U (2013) A decade of predictions in Ungauged Basins (PUB)—a review. *Hydrol Sci J* 58(6):1198–1255. <https://doi.org/10.1080/02626667.2013.803183>
- Hu CM (2009) A novel ocean color index to detect floating algae in the global oceans. *Remote Sens Environ* 113:2118–2129. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.05.012>
- Huang C, Chen Y, Zhang S, Wu J (2018) Detecting, extracting, and monitoring surface water from space using optical sensors: a review. *Rev Geophys* 56:333–360. <https://doi.org/10.1029/2018RG000598>
- Hughes D, Jewitt G, Mahé G, Mazvimavi D, Stisen S (2015) A review of aspects of hydrological sciences research in Africa over the past decade. *Hydrol Sci J* 60(11):1865–1879. <https://doi.org/10.1080/02626667.2015.1072276>
- Hughes DA, Parsons R, Conrad JE (2007) Quantification of the groundwater contribution to baseflow. *Water Res Comm*
- Hulme M, Doherty R, Ngara T, New M, Lister D (2001) African climate change: 1900–2100. *Clim Res* 17:145–168. <https://doi.org/10.3354/cr017145>
- Hubau W, Lewis SL, Phillips OL, Affum-Baffoe K, Beeckman H, Cuní-Sanchez A, Daniels AK, Ewango CE, Fauset S, Mukinzi JM, Sheil D (2020) Asynchronous carbon sink saturation in African and Amazonian tropical forests. *Nature* 579(7797):80–87. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2035-0>
- Inogwabini BI (2020) The changing water cycle: freshwater in the Congo. *Wires Water* 7:e1410. <https://doi.org/10.1002/wat2.1410>
- Janicot S (1992) Spatio-temporal variability of West African rainfall. *J Clim* 5:489–551
- Jensen K, McDonald K, Podest E, Rodriguez-Alvarez N, Horna V, Steiner N (2018) Assessing L-Band GNSS-reflectometry and imaging radar for detecting sub-canopy inundation dynamics in a tropical wetlands complex. *Remote Sens* 10(9):1431. <https://doi.org/10.3390/rs10091431>
- Jung HC, Hamski J, Durand M, Alsdorf D, Hossain F, Lee H, Hossain AKM, Hasan K, Khan AS, Hoque AKM (2010) Characterization of complex fluvial systems using remote sensing of spatial and temporal water level variations in the Amazon, Congo, and Brahmaputra Rivers. *Earth Surf Process Landf* 35:294–304
- Jury MR, Gwazantini E (2002) Climate variability in Malawi, Part 2: sensitivity and prediction of lake levels. *Int J Climatol* 22:1303–1312. <https://doi.org/10.1002/joc.772,2002>
- Kaba E, Philpot W, Steenhuis T (2014) Evaluating suitability of MODIS-Terrainimages for reproducing historic sediment concentrations in water bodies: lake Tana, Ethiopia. *Int J Appl Earth Obs Geoinform* 26:286–297. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.08.001>
- Kao H, Kuo C, Tseng K, Shum CK, Tseng TP, Jia YY, Yang TY, Al TA, Yi Y, Hussain D (2019) Assessment of Cryosat-2 and SARAL/AltiKa altimetry for measuring inland water and coastal sea level variations: a case study on Tibetan Plateau Lake and Taiwan Coast. *Mar Geod* 42:327–343. <https://doi.org/10.1080/01490419.2019.1623352>

- Kapangaziwiri E, Hughes D, Wagener T (2012) Incorporating uncertainty in hydrological predictions for gauged and ungauged basins in southern Africa. *Hydrol Sci J* 57(5):1000–1019. <https://doi.org/10.1080/02626667.2012.690881>
- Kapangaziwiri E, Hughes DA (2008) Towards revised physically based parameter estimation methods for the Pitman monthly rainfall-runoff model. *Water SA* 34(2):183–192. <https://doi.org/10.4314/wsa.v34i2.183638>
- Katambara Z, Ndiritu J (2009) A fuzzy inference system for modelling streamflow: case of Letaba River, South Africa. *Phys Chem Earth Parts a/b/c* 34(10–12):688–700. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2009.06.001>
- Khaki M, Awange J (2020) Altimetry-derived surface water data assimilation over the Nile Basin. *Sci Total Environ* 735:139008. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139008>
- Kiage L, Obuoyo J (2011) The potential link between El Niño and water hyacinth blooms in Winam Gulf of Lake Victoria, East Africa: evidence from satellite imagery. *Water Resour Manag* 25:3931–3945. <https://doi.org/10.1007/s11269-011-9895-x>
- Kim H, Yeh PJF, Oki T, Kanae S (2009) Role of rivers in the seasonal variations of terrestrial water storage over global basins. *Geophys Res Lett* 36:L17402. <https://doi.org/10.1029/2009GL039006>
- Kitambo B, Papa F, Paris A, Tshimanga R, Calmant S, Fleischmann AS, Frappart F, Becker M, Tourian MJ, Prigent C, Andriambelison J (2021) A combined use of in situ and satellite-derived observations to characterize surface hydrology and its variability in the Congo River Basin. *Hydrol Earth Syst Sci Discuss*. <https://doi.org/10.5194/hess-2021-315>
- Kittel CM, Jiang L, Tøttrup C, Bauer-Gottwein P (2021a) Sentinel-3 radar altimetry for river monitoring—a catchment-scale evaluation of satellite water surface elevation from Sentinel-3A and Sentinel-3B. *Hydrol Earth Syst Sci* 25:333–357. <https://doi.org/10.5194/hess-25-333-2021>
- Kittel CM, Hatchard S, Neal JC, Nielsen K, Bates PD, Bauer-Gottwein P (2021b) Hydraulic model calibration using CryoSat-2 observations in the Zambezi catchment. *Water Resour Res* 57(9):e2020WR029261. <https://doi.org/10.1029/2020WR029261>
- Klein I, Dietz A, Gessner U, Dech S, Kuenzer C (2015) Results of the Global WaterPack: a novel product to assess inland water body dynamics on a daily basis. *Remote Sens Lett* 6(1). <https://doi.org/10.1080/2150704X.2014.1002945>
- Komi K, Neal J, Trigg MA, Diekkrüger B (2017) Modelling of flood hazard extent in data sparse areas: a case study of the Oti River basin, West Africa. *J Hydrol Reg Stud* 10:122–132. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2017.03.001>
- Konapala G, Mishra AK, Wada Y et al (2020) Climate change will affect global water availability through compounding changes in seasonal precipitation and evaporation. *Nat Commun* 11:3044. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-16757-w>
- Kutser T (2012) The possibility of using the Landsat image archive for monitoring long time trends in coloured dissolved organic matter concentration in lake waters. *Remote Sensing Environ* 123:334–338. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.004>
- Loiselle S, Cózar A, Adgo E, Ballatore T, Chavula G, Descy JP, Harper DM, Kansime F, Kimirei I, Langenberg V (2014) Decadal trends and common dynamics of the bio-optical and thermal characteristics of the African Great Lakes. *PLoS ONE* 9:e93656. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0093656>
- Laraque A, N’kaya GDM, Orange D, Tshimanga R, Tshitenge JM, Mahé G, Nguimalet CR, Trigg MA, Yopez S, Gulemvuga G (2020) Recent budget of hydroclimatology and hydrosedimentology of the congo river in central Africa. *Water* 12:2613. <https://doi.org/10.3390/w12092613>
- Leblanc M, Favreau G, Tweed S, Leduc C, Razack M, Mofor L (2007) Remote sensing for groundwater modelling in large semiarid areas: Lake Chad Basin, Africa. *Hydrogeol J* 15(1):97–100. <https://doi.org/10.1007/s10040-006-0126-0>
- Lee H, Beighley RE, Alsdorf DE, Jung HC, Shum CK, Duan J, Guo J, Yamazaki D, Andreadis K (2011) Characterization of terrestrial water dynamics in the Congo Basin using GRACE and satellite radar altimetry. *Remote Sens Environ* 115:3530–3538. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.015>
- Lee H, Yuan T, Jung HC, Beighley E (2015) Mapping wetland water depths over the central Congo Basin using PALSAR ScanSAR, Envisat altimetry, and MODIS VCF data. *Remote Sens Environ* 159:70–79. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.11.030>
- Lettenmaier DP, Alsdorf DE, Dozier J, Huffman GJ, Pan M, Wood EF (2015) Inroads of remote sensing into hydrologic science during the WRR era. *Water Resour Res* 51(9):7309–7342. <https://doi.org/10.1002/2015WR017616>
- Levy K, Woster AP, Goldstein RS, Carlton EJ (2016) Untangling the impacts of climate change on waterborne diseases: a systematic review of relationships between diarrheal diseases and temperature, rainfall, flooding, and drought. *Environ Sci Technol* 50(10):4905–4922. <https://doi.org/10.1021/acs.est.5b06186>

- Lindersson S, Brandimarte L, Mård J, Di Baldassarre G (2020) A review of freely accessible global datasets for the study of floods, droughts and their interactions with human societies. *Wires Water* 7:e1424. <https://doi.org/10.1002/wat2.1424>
- Long S, Fatoyinbo TE, Policelli F (2014) Flood extent mapping for Namibia using change detection and thresholding with SAR. *Environ Res Lett* 9:035002. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/9/3/035002>
- Love D, Uhlenbrook S, van der Zaag P (2011) Regionalising a meso-catchment scale conceptual model for river basin management in the semi-arid environment. *Phys Chem Earth Parts a/b/c* 36(14–15):747–760. <https://doi.org/10.1016/J.PCE.2011.07.005>
- Lunt MF, Palmer PI, Feng L, Taylor CM, Boesch H, Parker RJ (2019) An increase in methane emissions from tropical Africa between 2010 and 2016 inferred from satellite data. *Atmos Chem Phys* 19:14721–14740. <https://doi.org/10.5194/acp-19-14721-2019>
- Malahlela OE, Oliphant T, Tsoeleng LT, Mhangara P (2018) Mapping chlorophyll-a concentrations in a cyanobacteria- and algae-impacted Vaal Dam using Landsat 8 OLI data. *S Afr J Sci* 114(9/10). <https://doi.org/10.17159/sajs.2018/4841>
- Marchant R, Mumbi C, Behera S, Yamagata T (2006) The Indian Ocean dipole—the unsung driver of climatic variability in East Africa. *Afr J Ecol* 45(1):4–16. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2028.2006.00707.x>
- Martinez JM, Guyot JL, Filizola N, Sondag F (2009) Increase in suspended sediment discharge of the Amazon River assessed by monitoring network and satellite data. *CATENA* 79:257–264. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2009.05.011>
- Masocha M, Dube T, Nhiwatiwa T, Choruma D (2018) Testing utility of Landsat 8 for remote assessment of water quality in two subtropical African reservoirs with contrasting trophic states. *Geocarto Int* 33(7):667–680. <https://doi.org/10.1080/10106049.2017.1289561>
- Masafu CK, Trigg MA, Carter R, Howden NJK (2016) Water availability and agricultural demand: an assessment framework using global datasets in a data scarce catchment, Rokel-Seli River, Sierra Leone. *J Hydrol Reg Stud* 8:222–234. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2016.10.001>
- McCabe MF, Rodell M, Alsdorf DE, Miralles DG, Uijlenhoet R, Wagner W, Lucieer A, Houborg R, Verhoest NE, Franz TE (2017) The future of Earth observation in hydrology. *Hydrol Earth Syst Sci* 21(7):3879–3914. <https://doi.org/10.5194/hess-21-3879-2017>
- McCartney MP, Arranz R (2007) Evaluation of historic, current and future water demand in the Olifants River Catchment, South Africa. IWMI
- Matgen P, Martinis S, Wagner W, Freeman V, Zeil P, McCormick N (2020) Feasibility assessment of an automated, global, satellite-based flood-monitoring product for the Copernicus Emergency Management Service. EUR 30073 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg ISBN 978-92-76-10254-0. <https://doi.org/10.2760/653891>, JRC119812, Ispra
- Matthews MW, Bernard S, Winter K (2010) Remote sensing of cyanobacteria-dominant algal blooms and water quality parameters in Zeekoevlei, a small hypertrophic lake. Using MERIS Remote Sens *Environ* 114(9):2070–2087. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.04.013>
- Matthews MW (2014) Eutrophication and cyanobacterial blooms in South African inland waters: 10 years of MERIS observations. *Remote Sens Environ* 155:161–177. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.08.010>
- Matthews MW, Bernard S, Robertson L (2012) An Algorithm for detecting trophic status (chlorophyll-a), cyanobacterial- dominance, surface scums and floating vegetation in inland and coastal waters. *Remote Sens Environ* 124:637–652. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.05.032>
- Mayr S, Klein I, Rutzinger M, Kuenzer C (2021) Systematic water fraction estimation for a global and daily surface water time-series. *Remote Sens* 13(14):2675. <https://doi.org/10.3390/rs13142675>
- Mehran A, AghaKouchak A, Nakhjiri N et al (2017) Compounding impacts of human-induced water stress and climate change on water availability. *Sci Rep* 7:6282. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-06765-0>
- Mekonnen MA, Wörman A, Dargahi B, Gebeyehu A (2009) Hydrological modelling of Ethiopian catchments using limited data. *Hydrol Process* 23(23):3401–3408
- Mercier F, Cazenave A, Maheu C (2002) Interannual lake level fluctuations in Africa from TOPEX-Poseidon: connections with ocean-atmosphere interactions over the Indian ocean. *Glob Planet Chang* 32:141–163. [https://doi.org/10.1016/S0921-8181\(01\)00139-4](https://doi.org/10.1016/S0921-8181(01)00139-4)
- Mhlanga L, Day J, Cronberg G, Chimbari M, Siziba N, Annadotter H (2006) Cyanobacteria and Cyanotoxins in the source water from Lake Chivero, Harare, Zimbabwe, and the presence of Cyanotoxins in drinking water. *Afr J Aquat Sci* 31(2):165–173. <https://doi.org/10.2989/16085910609503888>
- Michailovsky CI, Bauer-Gottwein P (2014) Operational reservoir inflow forecasting with radar altimetry: the Zambezi case study. *Hydrol Earth Syst Sci* 18:997–1007. <https://doi.org/10.5194/hess-18-997-2014>
- Milzow C, Krogh PE, Bauer-Gottwein P (2011) Combining satellite radar altimetry, SAR surface soil moisture and GRACE total storage changes for hydrological model calibration in a large poorly gauged catchment. *Hydrol Earth Syst Sci* 15(6):1729–1743. <https://doi.org/10.5194/hess-15-1729-2011>

- Mistry V, Conway D (2003) Remote forcing of East African rainfall and relationships with fluctuations in levels of Lake Victoria. *Int J Climatol* 23(1):67–89. <https://doi.org/10.1002/joc.861>
- Mohamed Y, Savenije H, Bastiaanssen W, Hurk B (2006) New lessons on the Sudd hydrology learned from remote sensing and climate modeling. *Hydrol Earth Syst Sci* 10(4):507–518. <https://doi.org/10.5194/hess-10-507-2006>
- Mohammadimanes F, Salehi B, Mahdianpari M, Brisco B, Mn M (2019) Wetland water level monitoring using interferometric synthetic aperture radar (InSAR): a review. *Can J Remote Sens* 44:247–262. <https://doi.org/10.1080/07038992.2018.1477680>
- Mokkenstorm LC, van den Homberg MJC, Winsemius H, Persson A (2021) River flood detection using passive microwave remote sensing in a data-scarce environment: a case study for two river Basins in Malawi. *Front Earth Sci* 9:670997. <https://doi.org/10.3389/feart.2021.670997>
- Munzimi YA, Hansen MC, Asante KO (2019) Estimating daily streamflow in the Congo Basin using satellite-derived data and a semi-distributed hydrological model. *Hydrol Sci J* 64(12):1472–1487. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1647342>
- Mwebaze CE, Majaliwa JGM, Wanyama J, Gabiri G (2021) Assessing the impact of management options on water allocation in River Mubuku-Sebwe Sub-Catchments of Lake Edward-George Basin, Western Uganda. *Water* 13(15):2009. <https://doi.org/10.3390/w13152009>
- Naidoo R, Brennan A, Shapiro AC, Beytell P, Aschenborn O, Du Preez P, Kilian JW, Stuart-Hill G, Taylor RD (2020) Mapping and assessing the impact of small-scale ephemeral water sources on wildlife in an African seasonal savannah. *Ecol Appl* 30(8). <https://doi.org/10.1002/eap.2203>
- Ndlela LL, Oberholster PJ, Van Wyk JH, Cheng PH (2016) An overview of cyanobacterial bloom occurrences and research in Africa over the last decade. *Harmful Algae* 60:11–26. <https://doi.org/10.1016/j.hal.2016.10.001>
- Ndomba PM, Mtalo FW, Killingtveit Å (2008) A guided SWAT model application on sediment yield modeling in Pangani river basin: lessons learnt. *J Urban Environ Eng* 2(2):53–62
- Neal J, Schumann G, Bates P (2012) A subgrid channel model for simulating river hydraulics and floodplain inundation over large and data sparse areas. *Water Resour Res* 48(11). <https://doi.org/10.1029/2012WR012514>
- Ngongondo C, Li L, Gong L, Xu CY, Alemaw BF (2013) Flood frequency under changing climate in the upper Kafue River basin, southern Africa: a large scale hydrological model application. *Stoch Env Res Risk Assess* 27(8):1883–1898. <https://doi.org/10.1007/s00477-013-0724-z>
- Ni S, Chen J, Wilson CR, Hu X (2017) Long-term water storage changes of lake Volta from GRACE and satellite altimetry and connections with regional climate. *Remote Sens* 9(8):842. <https://doi.org/10.3390/rs9080842>
- Nicholson SE (1996) A review of climate dynamics and climate variability in eastern Africa. In: Johnson T, Odada E (eds) *The limnology, climatology and paleoclimatology of the East African Lakes*. Gordon and Breach, pp 25–56
- Nicholson SE, Yin X (2002) Mesoscale patterns of rainfall, cloudiness and evaporation over the Great lakes of East Africa. In: *The East African great lakes: limnology, paleolimnology and biodiversity*. Advance in global change research, vol 12. Kluwer Academic Publishers
- Nonki RM, Lenouo A, Tshimanga RM, Donfack FC, Tchawoua C (2021) Performance assessment and uncertainty prediction of a daily time-step HBV-Light rainfall-runoff model for the Upper Benue River Basin, Northern Cameroon. *J Hydrol Reg Stud* 36:100849. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100849>
- Normandin C, Frappart F, Diepkil  AT, Marieu V, Mougin E, Blarel F, Lubac B, Braquet N, Ba A (2018) Evolution of the performances of radar altimetry missions from ERS-2 to Sentinel-3A over the Inner Niger Delta. *Remote Sens* 10(6):833. <https://doi.org/10.3390/rs10060833>
- Nyabeze WR (2005) Calibrating a distributed model to estimate runoff for ungauged catchments in Zimbabwe. *Phys Chem Earth Parts a/b/c* 30(11–16):625–633
- Nyabeze WR (2004) Estimating and interpreting hydrological drought indices using a selected catchment in Zimbabwe. *Phys Chem Earth Parts a/b/c* 29(15–18):1173–1180. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2005.08.001>
- Obaid AA, Ali KA, Abiye TA, Adam EM (2021) Assessing the utility of using current generation high-resolution satellites (Sentinel 2 and Landsat 8) to monitor large water supply dam in South Africa. *Remote Sens Appl Soc Environ* 22:100521. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100521>
- Oberholste PJ, Botha AM (2010) Use of remote sensing and molecular markers to detect toxic cyanobacterial hyperscum crust: a case study on Lake Hartbeespoort, South Africa. *Afr J Biotechnol* 95(1):8791–8799
- Ogallal LJ (1988) Relationships between seasonal rainfall in East Africa and the southern oscillation. *J Climatol* 8:31–43. <https://doi.org/10.1002/joc.3370080104>

- Ogilvie A, Belaud G, Massuel S, Mulligan M, Le Goulven P, Calvez R (2018) Surface water monitoring in small water bodies: potential and limits of multi-sensor Landsat time series. *Hydrol Earth Syst Sci* 22:4349–4380. <https://doi.org/10.5194/hess-22-4349-2018>
- Ogilvie A, Poussin J-C, Bader J-C, Bayo F, Bodian A, Dacosta H, Dia D, Diop L, Martin D, Sambou S (2020) Combining multi-sensor satellite imagery to improve long-term monitoring of temporary surface water bodies in the Senegal River floodplain. *Remote Sens* 12(19):3157. <https://doi.org/10.3390/rs12193157>
- Oguntunde PG, Lischeid G, Abiodun BJ (2018) Impacts of climate variability and change on drought characteristics in the Niger River Basin, West Africa. *Stoch Environ Res Risk Assess* 32:1017–1034. <https://doi.org/10.1007/s00477-017-1484-y>
- Okeowo MA, Lee H, Hossain F, Getirana A (2017) Automated generation of lakes and reservoirs water elevation changes from satellite radar altimetry. *IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens* 10(8):3465–3481. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2684081>
- Oki T, Kanae S (2006) Global hydrological cycles and world water resources. *Science* 313(5790):1068–1072. <https://doi.org/10.1126/science.1128845>
- O’Loughlin FE, Trigg MA, Schumann GP, Bates PD (2013) Hydraulic characterization of the middle reach of the Congo River. *Water Resour Res* 49:5059–5070. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20398>
- O’Loughlin FE, Neal J, Schumann GP, Beighley E, Bates PD (2020) A LISFLOOD-FP hydraulic model of the middle reach of the Congo. *J Hydrol* 580:124203. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124203>
- Oyerinde GT, Fademi IO, Denton OA (2017) Modeling runoff with satellite-based rainfall estimates in the Niger basin. *Cogent Food Agric* 3(1):1363340. <https://doi.org/10.1080/23311932.2017.1363340>
- Pahlevan N, Sarkar S, Franz BA, Balasubramanian SV, He J (2017) Sentinel-2 multispectral instrument (MSI) data processing for aquatic science applications: demonstrations and validations. *Remote Sens Environ* 201:47–56. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.08.033>
- Papa F, Frappart F, Malbeteau Y, Shamsudduha M, Vuruputur V, Sekhar M et al (2015) Satellite-derived surface and sub-surface water storage in the Ganges–Brahmaputra River Basin. *J Hydrol Reg Stud* 4:15–35. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2015.03.004>
- Papa F, Durand F, Rossow WB, Rahman A, Bala and SK (2010a) Seasonal and interannual variations of the Ganges–Brahmaputra river discharge, 1993–2008 from satellite altimeters *J Geophys Res* 115:C12013. <https://doi.org/10.1029/2009JC006075>
- Papa F, Prigent C, Aires F, Jimenez C, Rossow WB, Matthews E (2010b) Interannual variability of surface water extent at the global scale, 1993–2004. *J Geophys Res* 115:D12111. <https://doi.org/10.1029/2009JD012674>
- Papa F, Biancamaria S, Lion C, Rossow WB (2012a) Uncertainties in mean river discharge estimates associated with satellite altimeters temporal sampling intervals: a case study for the annual peak flow in the context of the future SWOT hydrology mission. *IEEE Geosci Remote Sens Lett* 9(4):569–573. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2011.2174958>
- Papa F, Bala SK, Pandey RK, Durand F, Gopalakrishna VV, Rahman A, Rossow WB (2012b) Ganga–Brahmaputra river discharge from Jason-2 radar altimetry: an update to the long-term satellite-derived estimates of continental freshwater forcing flux into the Bay of Bengal. *J Geophys Res* 117:C11021. <https://doi.org/10.1029/2012JC008158>
- Papa F, Güntner A, Frappart F, Prigent C, Rossow WB (2008) Variations of surface water extent and water storage in large river basins: a comparison of different global data sources. *Geophys Res Lett* 35:L11401. <https://doi.org/10.1029/2008GL033857>
- Papa F, Frappart F (2021) Surface Water Storage in Rivers and Wetlands derived from Satellite Observations: a review of current advances and future opportunities for hydrological sciences. *Remote Sens* 13(20):4162. <https://doi.org/10.3390/rs13204162>
- Paris A, Calmant S, Gosset M, Fleischmann A, Conchy T, Garambois P et al (2022) Monitoring hydrological variables from remote sensing and modelling in the Congo River basin. In: Tshimanga RM, N’kaya GDM, Alsdorf D (eds) *Congo Basin hydrology, climate, and biogeochemistry*. <https://doi.org/10.1002/9781119657002.ch18>
- Parrens M, Al Bitar A, Frappart F, Papa F, Calmant S, Crétaux JF, Wigneron JP, Kerr Y (2017) Mapping dynamic water fraction under the tropical rain forests of the Amazonian Basin from SMOS brightness temperatures. *Water* 9(5):350. <https://doi.org/10.3390/w9050350>
- Pedinotti V, Boone A, Decharme B, Crétaux JF, Mognard N, Panthou G, Papa F, Tanimoun BA (2012) Evaluation of the ISBA-TRIP continental hydrologic system over the Niger basin using in situ and satellite derived datasets. *Hydrol Earth Syst Sci* 16:1745–1773. <https://doi.org/10.5194/hess-16-1745-2012>
- Pekel JF, Cottam A, Gorelick N, Belward AS (2016) High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature* 540(7633):418–422. <https://doi.org/10.1038/nature20584>

- Pham-Duc B, Sylvestre F, Papa F, Frappart F, Bouchez C, Crétaux JF (2020) The Lake Chad hydrology under current climate change. *Sci Rep* 10:5498. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-62417-w>
- Pitman WV (1973) A mathematical model for generating monthly river flows from meteorological data in South Africa. University of the Witwatersrand, Department of Civil Engineering
- Prigent C, Lettenmaier DP, Aires F, Papa F (2016) Towards a high resolution monitoring of continental surface water extent and dynamics, at global scale: from GIEMS (Global Inundation Extent from Multi-Satellites) to SWOT (Surface Water Ocean Topography). *Surv Geophys* 37(2):339–355. <https://doi.org/10.1007/s10712-015-9339-x>
- Prigent C, Papa F, Aires F, Rossow WB, Matthews E (2007) Global inundation dynamics inferred from multiple satellite observations, 1993–2000. *J Geophys Res Atmos* 112(12). <https://doi.org/10.1029/2006JD007847>
- Prigent C, Papa F, Aires F, Jimenez C, Rossow WB, Matthews E (2012) Changes in land surface water dynamics since the 1990s and relation to population pressure. *Geophys Res Lett* 39(8). <https://doi.org/10.1029/2012GL051276>
- Prigent C, Jimenez C, Bousquet P (2020) Satellite-derived global surface water extent and dynamics over the last 25 years (GIEMS-2). *J Geophys Res Atmos* 125(3). <https://doi.org/10.1029/2019JD030711>
- Prigent C, Rochetin N, Aires F, Defer E, Grandpeix JY, Jimenez C, Papa F (2011) Impact of the inundation occurrence on the deep convection at continental scale from satellite observations and modeling experiments. *J Geophys Res* 116:D24118. <https://doi.org/10.1029/2011JD016311>
- Refice A, Zingaro M, D'Addabbo A, Chini M (2020) Integrating C- and L-band SAR imagery for detailed flood monitoring of remote vegetated areas. *Water* 12(10):2745. <https://doi.org/10.3390/w12102745>
- Reiner Jr RC, Graetz N, Casey DC, Troeger C, Garcia GM, Mosser JF, Deshpande A, Swartz SJ, Ray SE, Blacker BF, Rao PC (2018) Variation in childhood diarrheal morbidity and mortality in Africa 2000–2015. *New England J Med* 379(12): 1128–1138. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa1716766>
- Revilla-Romero B, Wanders N, Burek P, Salamon P, de Roo A (2016) Integrating remotely sensed surface water extent into continental scale hydrology. *J Hydrol* 543:659–670. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.10.041>
- Ričko M, Birkett CM, Carton JA, Cretaux JF (2012) Intercomparison and validation of continental water level products derived from satellite radar altimetry. *J Appl Remote Sens* 6:061710. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.6.061710>
- Robert E, Grippa M, Nikiema DE, Kergoat L, Koudougou H, Auda Y et al (2021) Environmental determinants of *E. coli*, link with the diarrheal diseases, and indication of vulnerability criteria in tropical West Africa (Kapore, Burkina Faso). *PLoS Negl Trop Dis* 15(8):e0009634. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0009634>
- Robert E, Grippa M, Kergoat L, Pinet S, Gal L, Cochonneau G et al (2016) Monitoring water turbidity and surface suspended sediment concentration of the Bagre Reservoir (Burkina Faso) using MODIS and field reflectance data. *Int J Appl Earth Obs Geoinf* 52:243–251. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.06.016>
- Robert E, Kergoat L, Soumaguel N, Merlet S, Martinez JM, Diawara M et al (2017) Analysis of suspended particulate matter and its drivers in Sahelian ponds and lakes by remote sensing (Landsat and MODIS): Gourma Region, Mali. *Remote Sens* 9(12):1272. <https://doi.org/10.3390/rs9121272>
- Rochelle-Newall E, Nguyen TMH, Le TPQ, Sengtaeuanghoung O, Riblozi O (2015) A short review of fecal indicator bacteria in tropical aquatic ecosystem: knowledge gaps and future directions. *Front Microbiol* 6:1–15. <https://doi.org/10.3389/fmicb.2015.00308>
- Rodell M, Famiglietti JS, Wiese DN et al (2018) Emerging trends in global freshwater availability. *Nature* 557:651–659. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0123-1>
- Ropelewski CF, Halpert MS (1996) Quantifying southern oscillation–precipitation relationships. *J Clim* 9:1043–1059. <https://doi.org/10.1175/1520-0442>
- Rosenqvist AA, Birkett CM (2002) Evaluation of JERS-1 SAR mosaics for hydrological applications in the Congo River Basin. *Int J Remote Sens* 23:1283–1302. <https://doi.org/10.1080/01431160110092902>
- Sakuno Y, Yajima H, Yoshioka Y, Sugahara S, Abd Elbasit M, Adam E, Chirima J (2018) Evaluation of unified algorithms for remote sensing of chlorophyll-a and turbidity in Lake Shinji and Lake Nakaumi of Japan and the Vaal Dam Reservoir of South Africa under eutrophic and ultra-turbid conditions. *Water* 10(5):618. <https://doi.org/10.3390/w10050618>
- Seddon A, Macias-Fauria M, Long P et al (2016) Sensitivity of global terrestrial ecosystems to climate variability. *Nature* 531:229–232. <https://doi.org/10.1038/nature16986>
- Schulze R, George W (1987) A dynamic, process-based, user-oriented model of forest effects on water yield. *Hydrol Process* 1(3):293–307

- Schröder S, Springer A, Kusche J, Uebbing B, Fenoglio-Marc L, Diekkrüger B, Poméon T (2019) Niger discharge from radar altimetry: bridging gaps between gauge and altimetry time series. *Hydrol Earth Syst Sci* 23:4113–4128. <https://doi.org/10.5194/hess-23-4113-2019>
- Schroeder R, McDonald KC, Chapman BD, Jensen K, Podest E, Tessler ZD et al (2015) Development and evaluation of a multi-year fractional surface water data set derived from active/passive microwave remote sensing data. *Remote Sens* 7(12):16688–16732. <https://doi.org/10.3390/rs71215843>
- Schumann GP, Bates PD, Horritt MS, Matgen P, Pappenberger F (2009) Progress in integration of remote sensing-derived flood extent and stage data and hydraulic models. *Rev Geophys* 47(4). <https://doi.org/10.1029/2008RG000274>
- Schumann GP, Neal JC, Voisin N, Andreadis KM, Pappenberger F, Phanhuwongpakdee N, Hall AC, Bates PD (2013) A first large-scale flood inundation forecasting model. *Water Resour Res* 49(10):6248–6257. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20521>
- Schumann GP, Stampoulis D, Smith AM, Sampson CC, Andreadis KM, Neal JC, Bates PD (2016) Rethinking flood hazard at the global scale. *Geophys Res Lett* 43:10249–10256. <https://doi.org/10.1002/2016GL070260>
- Schwatke C, Dettmering D, Bosch W, Seitz F (2015) DAHITI—an innovative approach for estimating water level time series over inland waters using multimission satellite altimetry. *Hydrol Earth Syst Sci* 19:4345–4364. <https://doi.org/10.5194/hess-19-4345-2015>
- Shekede M, Kusangaya S, Schmidt K (2008) Spatio-temporal variations of aquatic weed abundance and coverage in Lake Chivero, Zimbabwe. *Phys Chem Earth Parts a/b/c* 33:714–721. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2008.06.052>
- Shi K, Zhang Y, Qin B, Zhou B (2019) Remote sensing of cyanobacterial blooms in inland waters: present knowledge and future challenges. *Sci Bull* 64(20):1540–1556. <https://doi.org/10.1016/j.scib.2019.07.002>
- Shiklomanov IA, Rodda JC (2003) *World water resources at the beginning of the twenty-first century*. Cambridge University Press, Cambridge
- Simaika JP, Chakona A, van Dam AA (2021) Editorial: towards the sustainable use of African Wetlands. *Front Environ Sci* 9:658871. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2021.658871>
- Sippel SJ, Hamilton SK, Melack JM, Novo EMM (1998) Passive microwave observations of inundation area and the area/stage relation in the Amazon River floodplain. *Int J Remote Sens* 19(16):3055–3074. <https://doi.org/10.1080/014311698214181>
- Smith M, Willis T, Alfieri L, James W, Trigg M, Yamazaki D, Hardy A, Bisselink B, De Roo A, Macklin M (2020) Incorporating hydrology into climate suitability models changes projections of malaria transmission in Africa. *Nat Commun* 11(1):1–9. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18239-5>
- Smithers J, Chetty K, Frezghi M, Knoesen D, Tewolde M (2013) Development and assessment of a daily time-step continuous simulation modelling approach for design flood estimation at ungauged locations: ACRU model and Thukela Catchment case study. *Water SA* 39(4):467–476. <https://doi.org/10.4314/wsa.v39i4.4>
- Sood A, Smakhtin V (2015) Global hydrological models: a review. *Hydrolog Sci J* 60(4):549–565. <https://doi.org/10.1080/02626667.2014.950580>
- Stager JC, Ruzmaikin A, Conway D, Verburg P, Mason PJ (2007) Sunspots, El Niño, and the levels of Lake Victoria, East Africa. *J Geophys Res* 112:D15106. <https://doi.org/10.1029/2006JD008362>
- Stammer D, Cazenave A (2017) *Satellite altimetry over oceans and land surfaces*, 1st edn. Taylor & Francis Group, CRC Press, New York. <https://doi.org/10.1201/9781315151779>
- Stumpf RP, Davis TW, Wynne TT, Graham JL, Loftin KA, Johengen TH, Gossiaux D, Palladino D, Burtner A (2016) Challenges for mapping cyanotoxin patterns from remote sensing of cyanobacteria. *Harmful Algae* 54:160–173. <https://doi.org/10.1016/j.hal.2016.01.005>
- Steffen W, Richardson K, Rockström J, Cornell SE, Fetzer I, Bennett EM, Biggs R, De Carpenter SR et al (2015) Planetary boundaries: guiding human development on a changing planet. *Science* 347:1259855. <https://doi.org/10.1126/science.1259855>
- Stephens GL, Slingo JM, Rignot E, Reager JT, Hakuba MZ, Durack PJ, Worden J, Rocca R (2020) Earth's water reservoirs in a changing climate. *Proc R Soc A* 476:20190458. <https://doi.org/10.1098/rspa.2019.0458>
- Swenson S, Wahr J (2009) Monitoring the water balance of Lake Victoria, East Africa, from space. *J Hydrol* 370:163–176. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.03.008>
- Tanner J, Hughes D (2015) Surface water–groundwater interactions in catchment scale water resources assessments—understanding and hypothesis testing with a hydrological model. *Hydrol Sci J* 60(11):1880–1895. <https://doi.org/10.1080/02626667.2015.1052453>
- Tapley BD, Bettadpur S, Ries JC, Thompson PF, Watkins M (2004) GRACE measurements of mass variability in the earth system. *Science* 305:503–505. <https://doi.org/10.1126/science.1099192>

- Tarpanelli A, Paris A, Sichangi AW, O'Loughlin F, Papa F (2021) Water resources: Role of earth observations data to hydrodynamic modelling and to derive river discharge. *Sur Geo* submitted (this issue)
- Taylor CM, Prigent C, Dadson SJ (2018) Mesoscale rainfall patterns observed around wetlands in sub-Saharan Africa. *Q J R Meteorol Soc* 144:2118–2132. <https://doi.org/10.1002/qj.3311>
- Tierney JE, Russell JM (2007) Abrupt climate change in southeast tropical Africa influenced by Indian monsoon variability and ITCZ migration. *Geophys Res Lett* 34:L15709. <https://doi.org/10.1029/2007GL029508>
- Tierney JE, Ummenhofer CC, deMenocal PB (2015) Past and future rainfall in the Horn of Africa. *Sci Adv*. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1500682>
- Tortini R, Noujdina N, Yeo S, Ricko M, Birkett CM, Khandelwal A, Kumar V, Marlier ME, Lettenmaier DP (2020) Satellite-based remote sensing data set of global surface water storage change from 1992 to 2018. *Earth Syst Sci Data* 12:1141–1151. <https://doi.org/10.5194/essd-12-1141-2020>
- Trambauer P, Maskey S, Winsemius H, Werner M, Uhlenbrook S (2013) A review of continental scale hydrological models and their suitability for drought forecasting in (sub-Saharan) Africa. *Phys Chem Earth Parts a/b/c* 66:16–26. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2013.07.003>
- Tramblay Y, Rouché N, Paturol JE, Mahé G, Boyer J-F, Amoussou E, Bodian A, Dacosta H, Dakhlaoui H, Dezetter A, Hughes D, Hanich L, Peugeot C, Tshimanga R, Lachassagne P (2021) ADHI: the African database of hydrometric indices (1950–2018). *Earth Syst Sci Data* 13:1547–1560. <https://doi.org/10.5194/essd-13-1547-2021>
- Trenberth KE, Smith L, Qian T, Dai A, Fasullo J (2007) Estimates of the global water budget and its annual cycle using observational and model data. *J Hydrometeorol* 8:758–769. <https://doi.org/10.1175/JHM600.1>
- Trigg MA, Bernhofen M, Marechal D, Alfieri L, Dottori F, Hoch J, Horritt M, Sampson C, Smith A, Yamazaki D (2021) Global flood models 181–200. In: *Global drought and flood: observation, modeling, and prediction* edited by G. Schumann. Elsevier
- Trigg MA, Birch CE, Neal JC, Bates PD, Smith A, Sampson CC, Yamazaki D, Hirabayashi Y, Pappenberger F, Dutra E, Ward PJ, Winsemius HC, Salamon P, Dottori F, Rudari R, Kappes MS, Simpson AL, Hadzilacos G, Fewtrell TJ (2016) The credibility challenge for global fluvial flood risk analysis. *Environ Res Lett* 11(9). <https://doi.org/10.1088/1748-9326/11/9/094014>
- Trigg MA, Tshimanga RM (2020) Capacity building in the Congo Basin: rich resources requiring sustainable development. *One Earth* 2(3):207–210. <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2020.02.008>
- Tshimanga RM, Hughes DA (2014) Basin-scale performance of a semidistributed rainfall-runoff model for hydrological predictions and water resources assessment of large rivers: the Congo River. *Water Resour Res* 50(2):1174–1188. <https://doi.org/10.1002/2013WR014310>
- Tshimanga, RM (2022) Two decades of hydrologic modeling and predictions in the Congo River Basin. In: Tshimanga RM, N'kaya GDM, Alsdorf D (eds) *Congo Basin hydrology, climate, and biogeochemistry*. <https://doi.org/10.1002/9781119657002.ch12>
- Tusker T, de Roo A, Gelati E, Schwatke C, Adamovic M, Bisselink B, Pekel J-F, Cottam A (2019) A global lake and reservoir volume analysis using a surface water dataset and satellite altimetry. *Hydrol Earth Syst Sci* 23:669–690. <https://doi.org/10.5194/hess-23-669-2019>
- Unami K, Kawachi T, Berisavljevic GK, Kofi A, Maeda S, Takeuchi J (2009) Case study: hydraulic modeling of runoff processes in Ghanaian inland valleys. *J Hydraul Eng* 135(7):539–553. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0000041](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0000041)
- United Nations (2019) Department of Economic and Social Affairs, Population Division. *World Population Prospects 2019: Volume I: Comprehensive Tables*. <https://population.un.org/wpp/Publications/Files/WPP2019Volume-IComprehensive-Tables.pdf>. Accessed 1 Oct 2021
- Velpuri NM, Senay GB, Asante KO (2012) A multi-source satellite data approach for modelling Lake Turkana water level: calibration and validation using satellite altimetry data. *Hydrol Earth Syst Sci* 16(1):1–18. <https://doi.org/10.5194/hess-16-1-2012>
- Verhegghen A, Mayaux P, De Wasseige C, Defourny P (2012) Mapping Congo Basin vegetation types from 300 m and 1 km multi-sensor time series for carbon stocks and forest areas estimation. *Biogeosciences* 9:5061–5079. <https://doi.org/10.5194/bg-9-5061-2012>
- Vörösmarty CJ, Green P, Salisbury J, Lammers RB (2000) Global water resources: vulnerability from climate change and population growth. *Science* 289(5477):284–288. <https://doi.org/10.1126/science.289.5477.284>
- Vörösmarty CJ, McIntyre PB, Gessner MO, Dudgeon D, Prusevich A, Green P, Glidden S, Bunn SE, Sullivan CA, Reidy Liermann C, Davies PM (2010) Global threats to human water security and river biodiversity. *Nature* 467:555–561. <https://doi.org/10.1038/nature09440>
- Williamson CE, Saros JE, Vincent WF, Smol JP (2009) Lakes and reservoirs as sentinels, integrators, and regulators of climate change. *Limnol Oceanogr* 54. https://doi.org/10.4319/lo.2009.54.6_part_2.2273

- White LJT, Masudi EB, Ndongo JD, Matondo R, Soudan-Nonault A, Ngomanda A, Averti IS, Ewango CEN, Sonke B, Lewis SL (2021) Congo Basin rainforest—invest US\$150 million in science. *Nature* 598:411–414. <https://doi.org/10.1038/d41586-021-02818-7>
- Wongchuig-Correa S, Paiva RCD, Biancamaria S, Collischonn W (2020) Assimilation of future SWOT-based river elevations, surface extent observations and discharge estimations into uncertain global hydrological models. *J Hydrol* 590:125473. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125473>
- World Health Organization (2018) Global health estimates 2016: deaths by cause, age, sex, by country and by region, 2000–2016. Geneva
- Xu CY, Widen E, Halldin S (2005) Modelling hydrological consequences of climate change—progress and challenges. *Adv Atmos Sci* 22(6):789–797. <https://doi.org/10.1007/BF02918679>
- Yawson D, Kongo V, Kachroo R (2005) Application of linear and nonlinear techniques in river flow forecasting in the Kilombero River basin, Tanzania. *Hydrol Sci J* 50(5). <https://doi.org/10.1623/hysj.2005.50.5.783>
- Yuan T, Lee H, Jung HC (2017a) Congo floodplain hydraulics using PALSAR InSAR and Envisat altimetry data. In: Remote sensing of hydrological extremes. Springer, Cham, pp 65–81
- Yuan T, Lee H, Jung CH, Aierken A, Beighley E, Alsdorf DE, Tshimanga RM, Kim D (2017b) Absolute water storages in the Congo River floodplains from integration of InSAR and satellite radar altimetry. *Remote Sens Environ* 201:57–72. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.09.003>

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

Authors and Affiliations

Fabrice Papa^{1,2}  · Jean-François Crétaux¹ · Manuela Grippa³  · Elodie Robert⁴ · Mark Trigg⁵  · Raphael M. Tshimanga⁶  · Benjamin Kitambo^{1,6,7}  · Adrien Paris^{1,8}  · Andrew Carr⁵  · Ayan Santos Fleischmann^{9,10}  · Mathilde de Fleury³ · Paul Gerard Gbetkom¹ · Beatriz Calmettes¹¹ · Stephane Calmant^{1,12} 

✉ Fabrice Papa
fabrice.papa@ird.fr

- ¹ LEGOS, Université de Toulouse, IRD, CNES, CNRS, UPS, 31400 Toulouse, France
- ² Institute of Geosciences, Universidade de Brasília (UnB), 70910-900 Brasília, Brazil
- ³ GET, Université de Toulouse, IRD, CNES, CNRS, UPS, 31400 Toulouse, France
- ⁴ LETG, CNRS, Université de Nantes, 44312 Nantes, France
- ⁵ School of Civil Engineering, University of Leeds, Leeds LS2 9DY, United Kingdom
- ⁶ Congo Basin Water Resources Research Center (CRREBaC) and Department of Natural Resources Management, University of Kinshasa (UNIKIN), Kinshasa, Democratic Republic of the Congo
- ⁷ Department of Geology, University of Lubumbashi (UNILU), Route Kasapa, Lubumbashi, Democratic Republic of the Congo
- ⁸ Hydro Matters, 31460 Le Faget, France
- ⁹ Hydraulic Research Institute (IPH), Federal University of Rio Grande do Sul (UFRGS), 91501-970 Porto Alegre, Brazil
- ¹⁰ Instituto de Desenvolvimento Sustentável Mamirauá, 69553-225 Tefé, AM, Brazil
- ¹¹ Collecte Localisation Satellites (CLS), 31520 Ramonville Saint-Agne, France
- ¹² Institute de Recherche pour le Développement (IRD), Cayenne IRD Center, 97323 French Guiana, France

Annexe B. Principe mathématique de la rétropropagation dans un perceptron

Les opérations dans le CNN peuvent être mises en comparaison avec celles du perceptron (Fig. .1) qui est l'architecture la plus simple et la première qui ait été inventée (Rosenblatt 1957, 1958). Schématiquement, le neurone reçoit n entrées représentées par le vecteur X comprenant les observations x_i . Ces données sont pondérées par des poids (w_i) et biaisées (b), le neurone réalise donc une somme pondérée (s) dont le résultat est passé à une fonction d'activation ou fonction de transfert afin de décider si le neurone doit être activé ou non. Si le neurone est activé, l'information est alors transférée à la sortie du neurone (\hat{y}). Dans l'architecture de base du perceptron, la fonction d'activation utilisée est une simple fonction de seuil.

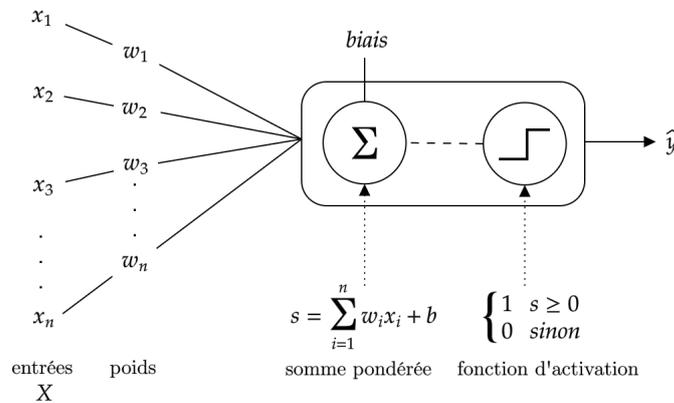


FIGURE .1 – Modèle de perceptron

la somme pondérée au $i^{\text{ième}}$ neurone de la $l^{\text{ième}}$ couche (s_i^l) peut s'écrire :

$$s_i^l = \sum_{j=1}^n w_{ij}^l a_j^{l-1} + b_i^l \quad (5.4)$$

où a_i^l est le résultat de la fonction d'activation du $i^{\text{ième}}$ neurone de la $l^{\text{ième}}$ couche, soit a_j^{l-1} représente le résultat de la couche précédente. Une couche contient plusieurs neurones donc z^l et a^l sont sous forme vectorielle. Pour reprendre les notations précédentes, les paramètres θ à optimiser sont en fait une matrice de poids w^l , de taille (i, j) et un vecteur de biais b^l , soit $\theta = (w, b)$. Ainsi, w_{ij}^l représente les poids entre le $i^{\text{ième}}$ neurone de la couche actuelle (l) au $j^{\text{ième}}$ neurone de la couche précédente ($l - 1$) et b_i^l correspond au biais du neurone i de la couche l . La fonction $J(\theta)$ à minimiser est notée $C(w, b)$. On cherche donc

à faire converger $C(w, b)$, avec un pas d'itération α , appelé learning rate :

$$w_{ij}^l \leftarrow w_{ij}^l - \alpha \frac{\partial C}{\partial w_{ij}^l} \quad (5.5)$$

$$b_i^l \leftarrow b_i^l - \alpha \frac{\partial C}{\partial b_i^l} \quad (5.6)$$

Pour résoudre ces dérivées partielles complexes, nous utilisons le principe de rétropropagation du gradient. Cette méthode s'appuie sur les erreurs en sortie du modèle (δ) entre les valeurs vraies (y) et la prédiction du modèle (\hat{y}). En image, pour comparer les pixels prédits (\hat{y}) avec les pixels réels (y) on utilise les représentations en vrai et faux positifs ou négatifs. Par exemple, dans le cas de la détection d'eau dans une image, le résultat est une image binaire avec l'eau à 1 le sol à 0. Dans ce cas, les vrais positifs correspondent aux pixels d'eau bien détectés comme tel et les faux positifs sont les pixels d'eau ratés. Les faux et vrais négatifs correspondent de la même façon aux pixels de sol.

Connaissant la valeur attendue en sortie et les opérations entre les couches, il est possible de remonter de couche en couche et de propager l'erreur (δ^l) d'où le nom de rétropropagation. Pour mettre en équation ce principe, il faut se demander comment les poids et les biais font varier la fonction coût, problématique qui peut être représenté par les équations suivantes :

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ij}^l} \quad (5.7)$$

$$\frac{\partial C}{\partial b_i^l} \quad (5.8)$$

Supposons qu'une modification est apportée aux poids, cela va modifier la somme pondérée finale puis le résultat de la fonction d'activation $\sigma(s_i^l)$ et enfin la sortie du réseau. La variation de la fonction coût, sur la dernière couche du modèle (L), dépend de l'opération précédente qui est une fonction d'activation (a_i^L), la variation en sortie correspond donc à la dérivée de la fonction coût :

$$\frac{\partial C}{\partial a_i^L} = cost'(a_i^L) \quad (5.9)$$

Cette dernière fonction d'activation (a_i^L) varie, elle aussi, selon le calcul précédent qui

est une somme pondérée (s_i^L), ainsi de la même façon :

$$\frac{\partial a_i^L}{\partial s_i^L} = \sigma'(s_i^L) \quad (5.10)$$

Enfin, la somme pondérée (s_i^L) est aussi dépendante de ce qui la précède, par conséquent des poids (w_{ij}^L) et dont la dérivée est égale aux résultats de la fonction d'activation de l'avant-dernière couche ($L - 1$) :

$$\frac{\partial s_i^L}{\partial w_{ij}^L} = a_j^{L-1} \quad (5.11)$$

Ainsi, la variation totale peut également s'écrire :

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ij}^L} = \frac{\partial C}{\partial a_i^L} \frac{\partial a_i^L}{\partial s_i^L} \frac{\partial s_i^L}{\partial w_{ij}^L} = a_j^{L-1} \times \sigma'(s_i^L) \times cost'(a_i^L) \quad (5.12)$$

Que nous écrivons :

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ij}^L} = \frac{\partial C}{\partial s_i^L} \frac{\partial s_i^L}{\partial w_{ij}^L} \quad (5.13)$$

où l'erreur (δ_i^L) correspond à :

$$\frac{\partial C}{\partial s_i^L} = \delta_i^L \quad (5.14)$$

Finalement, la variation finale s'écrit :

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ij}^L} = a_j^{L-1} \delta_i^L \quad (5.15)$$

En généralisant à toutes les couches, en propageant ce principe on peut écrire :

$$\frac{\partial C}{\partial w_{ij}^l} = a_j^{l-1} \delta_i^l \quad (5.16)$$

Similairement, la variation du biais influe sur l'erreur,

$$\frac{\partial C}{\partial b_i^l} = \delta_i^l \quad (5.17)$$

Bibliographie

- Abdourhamane Touré, A. et al. 2016. Teneur en matières en suspension des lacs sahéliens en liaison avec les variations piézométrique et pluviométrique : cas des lacs Bangou Kirey et Bangou Bi, Sud-Ouest Niger. *Afrique Science* 12. ISSN : 1813-548X.
- Adam, E., Mutanga, O. et Rugege, D. 2010. Multispectral and hyperspectral remote sensing for identification and mapping of wetland vegetation : a review. *Wetlands Ecology and Management* 18 :281-296. ISSN : 1572-9834. doi :10.1007/s11273-009-9169-z.
- Akiba, T. et al. 2019. Optuna : A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework. In *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2623-2631. KDD '19. New York, NY, USA : Association for Computing Machinery. ISBN : 978-1-4503-6201-6. doi :10.1145/3292500.3330701.
- Albergel, J. 1987. Sécheresse, désertification et ressources en eau de surface : application aux petits bassins du Burkina Faso. In *The Influence of Climate Change and Climatic Variability on the Hydrologic Regime and Water Resources*, t. 168.
- Albergel, J., Ribstein, P. et Valentin, C. 1985. L'infiltration : quels facteurs explicatifs? Analyse des résultats acquis sur 48 parcelles soumises à des simulations de pluies au Burkina Faso. In *Journées Hydrologiques de Montpellier*, 26-48. Montpellier : Colloque et séminaire Orstom.
- Alissoutin, R. L. 1997. La gestion des mares d'eau dans le département de Podor, Sénégal. *International Institute for Environment and Development*, Drylands Issue Paper : 21. ISSN : 1357-9320.
- Allies, A. et al. 2020. Evapotranspiration Estimation in the Sahel Using a New Ensemble-Contextual Method. *Remote Sensing* 12 :380. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs12030380.
- Alsdorf, D., Rodríguez, E. et Lettenmaier, D. P. 2007. Measuring surface water from space. *Reviews of Geophysics* 45. ISSN : 1944-9208. doi :10.1029/2006RG000197.
- Altenau, E. H. et al. 2022. *SWOT River Database (SWORD)*. Version 14. doi :10.5281/zenodo.7410433.
- Amanambu, A. C. et al. 2019. Spatio-temporal variation in rainfall-runoff erosivity due to climate change in the Lower Niger Basin, West Africa. *Catena* 172 :334. doi :10.1016/j.catena.2018.09.003.
- AMMA-CATCH. 2003. *AMMA-CATCH observatory : Gourma mesoscale site (30 000 km²) in the Sahelian pastoral zone, Mali*. IRD, CNRS-INSU, OSUG, OMP, OREME. doi :doi:10.17178/AMMA-CATCH.mali.

- An, Z. et al. 2022. Evaluating the Performance of Seven Ongoing Satellite Altimetry Missions for Measuring Inland Water Levels of the Great Lakes. *Sensors (Basel, Switzerland)* 22 :9718. ISSN : 1424-8220. doi :10.3390/s22249718.
- Arfi, R. 2003. The effects of climate and hydrology on the trophic status of Sélingué Reservoir, Mali, West Africa. *Lakes & Reservoirs : Science, Policy and Management for Sustainable Use* 8 :247-257. ISSN : 1440-1770. doi :10.1111/j.1440-1770.2003.00223.x.
- Arsen, A. et al. 2014. Remote Sensing-Derived Bathymetry of Lake Poopó. *Remote Sensing* 6 :407-420. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs6010407.
- Asenso Barnieh, B. et al. 2020. Mapping Land Use Land Cover Transitions at Different Spatiotemporal Scales in West Africa. *Sustainability* 12 :8565. ISSN : 2071-1050. doi :10.3390/su12208565.
- Ashok, A., Rani, H. P. et Jayakumar, K. V. 2021. Monitoring of dynamic wetland changes using NDVI and NDWI based landsat imagery. *Remote Sensing Applications : Society and Environment* 23 :100547. ISSN : 2352-9385. doi :10.1016/j.rsase.2021.100547.
- AVISO. 2019. *Altimétrie pour l'hydrologie - avancée*.
- Avisse, N. et al. 2017. Monitoring small reservoirs' storage with satellite remote sensing in inaccessible areas. *Hydrology and Earth System Sciences* 21 :6445-6459. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-21-6445-2017.
- Baba, A. et al. 2018. Fonctionnement hydrologique de la grande mare de Kokorou dans le socle cristallin du Liptako Gourma (Niger). Number : 6, *International Journal of Biological and Chemical Sciences* 12 :2951-2962. ISSN : 1997-342X. doi :10.4314/ijbcs.v12i6.36.
- Baetens, L., Desjardins, C. et Hagolle, O. 2019. Validation of Copernicus Sentinel-2 Cloud Masks Obtained from MAJA, Sen2Cor, and FMask Processors Using Reference Cloud Masks Generated with a Supervised Active Learning Procedure. *Remote Sensing* 11 :433. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs11040433.
- Bangira, T. et al. 2019. Comparing Thresholding with Machine Learning Classifiers for Mapping Complex Water. *Remote Sensing* 11 :1351. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs11111351.
- Baup, F., Frappart, F. et Maubant, J. 2014. Combining high-resolution satellite images and altimetry to estimate the volume of small lakes. *Hydrology and Earth System Sciences* 18 :2007-2020. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-18-2007-2014.
- Belemtougri, A. P. et al. 2021. Understanding key factors controlling the duration of river flow intermittency : Case of Burkina Faso in West Africa. *Journal of Hydrology : Regional Studies* 37 :100908. ISSN : 2214-5818. doi :10.1016/j.ejrh.2021.100908.

- Belson, W. A. 1959. Matching and Prediction on the Principle of Biological Classification. *Journal of the Royal Statistical Society Series C* 8 :65-75.
- Bergamino, N. et al. 2010. Spatio-temporal dynamics of phytoplankton and primary production in Lake Tanganyika using a MODIS based bio-optical time series. *Remote Sensing of Environment* 114 :772-780. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2009.11.013.
- Bernus, A. et Ottlé, C. 2022. Modeling subgrid lake energy balance in ORCHIDEE terrestrial scheme using the FLake lake model. *Geoscientific Model Development* 15 :4275-4295. ISSN : 1991-9603. doi :10.5194/gmd-15-4275-2022.
- Berry, P. A. M. et al. 2005. Global inland water monitoring from multi-mission altimetry. *Geophysical Research Letters* 32. ISSN : 1944-8007. doi :10.1029/2005GL022814.
- Biancamaria, S., Lettenmaier, D. P. et Pavelsky, T. M. 2016. The SWOT Mission and Its Capabilities for Land Hydrology. *Surveys in Geophysics* 37 :307-337. ISSN : 1573-0956. doi :10.1007/s10712-015-9346-y.
- Biasutti, M. 2019. Rainfall trends in the African Sahel : Characteristics, processes, and causes. *WIREs Climate Change* 10. ISSN : 1757-7799. doi :10.1002/wcc.591.
- Bijeesh, T. V. et Narasimhamurthy, K. N. 2020. Surface water detection and delineation using remote sensing images : a review of methods and algorithms. *Sustainable Water Resources Management* 6 :68. ISSN : 2363-5045. doi :10.1007/s40899-020-00425-4.
- Birkett, C. M. 1994. Radar altimetry : A new concept in monitoring lake level changes. *Eos, Transactions American Geophysical Union* 75 :273-275. ISSN : 2324-9250. doi :10.1029/94EO00944.
- Birkett, C. M. 1995. The contribution of TOPEX/POSEIDON to the global monitoring of climatically sensitive lakes. *Journal of Geophysical Research : Oceans* 100 :25179-25204. ISSN : 2156-2202. doi :10.1029/95JC02125.
- Birkett, C. M. et al. 2011. From Research to Operations : The USDA Global Reservoir and Lake Monitor. In *Coastal Altimetry*, sous la dir. de S. Vignudelli et al., 19-50. Berlin, Heidelberg : Springer. ISBN : 978-3-642-12796-0. doi :10.1007/978-3-642-12796-0_2.
- Birkett, C. M. et al. 2017. G-REALM : A lake/reservoir monitoring tool for drought monitoring and water resources management. In *AGU Fall Meeting*, H23P-02.
- Birkett, C. M., Murtugudde, R. et Allan, T. 1999. Indian Ocean Climate event brings floods to East Africa's lakes and the Sudd Marsh. *Geophysical Research Letters* 26 :1031-1034. ISSN : 1944-8007. doi :10.1029/1999GL900165.
- Boelee, E., Cecchi, P. et Koné, A. 2009. Health Impacts of Small Reservoirs in Burkina Faso. ISBN : 978-92-9090-717-6. doi :10.3910/2009.202.

- Bonnet, B. 2000. Gestion commune des ressources naturelles : vers un renforcement des capacités locales. ISBN : 9781904035800, *Drylands Issue Paper*, IIED : 24.
- Boser, B., Guyon, I. et Vapnik, V. 1992. A Training Algorithm for Optimal Margin Classifier. In *Proceedings of the Fifth Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory*, 144-152. ISBN : 0-89791-497-X. doi :10.1145/130385.130401.
- Boubacar Moussa, M. et al. 2022. Spatio-temporal dynamics of suspended particulate matter in the middle Niger River using in-situ and satellite radiometric measurements. *Journal of Hydrology : Regional Studies* 41. ISSN : 2214-5818. doi :10.1016/j.ejrh.2022.101106.
- Boy, F. et al. 2022. Improving Sentinel-3 SAR Mode Processing Over Lake Using Numerical Simulations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 60 :1-18. ISSN : 1558-0644. doi :10.1109/TGRS.2021.3137034.
- Brando, V. et Dekker, A. 2003. Satellite hyperspectral remote sensing for estimating estuarine and coastal water quality. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41 :1378-1387. ISSN : 1558-0644. doi :10.1109/TGRS.2003.812907.
- Brandt, M. et al. 2020. An unexpectedly large count of trees in the West African Sahara and Sahel. *Nature* 587 :78-82. ISSN : 1476-4687. doi :10.1038/s41586-020-2824-5.
- Breiman, L. 2001. Random Forests. *Machine Learning* 45 :5-32. ISSN : 1573-0565. doi :10.1023/A:1010933404324.
- BRGM, B. B., EAWAG et UNESCO. 2022. *Ressources en eaux souterraines dans la région de la CEDEAO – Groundwater resources in the ECOWAS region*. doi :10.25928/GWR-ECOWAS.1.
- Brouwer, J. 2014. Wetlands and drylands in the Sahel. The urgent need for good joint governance (Chapitre 6). In *The Governance of Rangelands : Collective Action for Sustainable Pastoralism*, 108-125. ISBN : 978-1-138-78514-4.
- Brouwer, J., Codjo, S. F. et Mullié, W. C. 2001. Niger. In *Important bird areas in Africa and associated islands : priority sites for conservation*, Lincoln D.C. Fishpool, Michael I. Evans.
- Brunel, J.-P. et Bouron, B. 1992. Evaporation des nappes d'eau libre en Afrique sahélienne et tropicale. Paris : ORSTOM. ISBN : fdi :40588.
- Buma, W. G. et Lee, S. 2020. Evaluation of Sentinel-2 and Landsat 8 Images for Estimating Chlorophyll-a Concentrations in Lake Chad, Africa. *Remote Sensing* 12 :2437. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs12152437.
- Buma, W. G., Lee, S. et Seo, J. Y. 2018. Recent Surface Water Extent of Lake Chad from Multispectral Sensors and GRACE. *Sensors* 18 :2082. doi :10.3390/s18072082.

- Cael, B. B. et Seekell, D. A. 2016. The size-distribution of Earth's lakes. *Scientific Reports* 6 :29633. ISSN : 2045-2322. doi :10.1038/srep29633.
- Calmant, S. et Seyler, F. 2006. Continental surface waters from satellite altimetry. *Comptes Rendus Geoscience* 338 :1113-1122. ISSN : 1631-0713. doi :10.1016/j.crte.2006.05.012.
- Campos, J. C., Sillero, N. et Brito, J. C. 2012. Normalized difference water indexes have dissimilar performances in detecting seasonal and permanent water in the Sahara-Sahel transition zone. *Journal of Hydrology* 464-465 :438-446. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/j.jhydrol.2012.07.042.
- Casenave, A. et Valentin, C. 1992. A runoff capability classification system based on surface features criteria in semi-arid areas of West Africa. *Journal of Hydrology* 130 :231-249. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/0022-1694(92)90112-9.
- Casenave, A. et Valentin, C. 1989. Les états de surface de la zone sahélienne - Influence sur l'infiltration. Paris : ORSTOM. ISBN : 2-7099-0984-7.
- Casse, C. et al. 2016. Model-based study of the role of rainfall and land use-land cover in the changes in the occurrence and intensity of Niger red floods in Niamey between 1953 and 2012. Publisher : Copernicus GmbH, *Hydrology and Earth System Sciences* 20 () : 2841-2859. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-20-2841-2016.
- Cazenave, A. et al. 1997. Caspian sea level from Topex-Poseidon altimetry : Level now falling. *Geophysical Research Letters* 24 :881-884. ISSN : 1944-8007. doi :10.1029/97GL00809.
- Cecchi, P. 2014. Qualité des eaux et risques sanitaires associés aux lacs et réservoirs du Burkina Faso : opération FasoTour 2014. Compte-rendu de mission. Montpellier : IRD.
- Cecchi, P. et al. 2020. Small Reservoirs, Landscape Changes and Water Quality in Sub-Saharan West Africa. *Water* 12 :1967. ISSN : 2073-4441. doi :10.3390/w12071967.
- Cecchi, P. et al. 2009. Towards an atlas of lakes and reservoirs in Burkina Faso, 23.
- Chen, L. et al. 2013. The role of soil-surface sealing, microtopography, and vegetation patches in rainfall-runoff processes in semiarid areas. *Water Resources Research* 49 :5585-5599. ISSN : 1944-7973. doi :10.1002/wrcr.20360.
- Chen, Y. et al. 2018. Extraction of Urban Water Bodies from High-Resolution Remote-Sensing Imagery Using Deep Learning. *Water* 10 :585. ISSN : 2073-4441. doi :10.3390/w10050585.
- Cheng, K.-C. et al. 2009. Branco River Stage Gradient Determination and Amazon Hydrologic Studies Using GPS Water Level Measurements. *Marine Geodesy* 32 :267-283. doi :10.1080/01490410903094460.
- Chollet, F. et al. 2015. *Keras*.

- CNES. 2020. Theia. Visité le 29/09/2023. <https://www.theia-land.fr/pole-theia-2/infrastructure-de-donnees-et-de-services-ids/muscate-2/>.
- CNES et CTOH. 2014. AVISO+. Archivage, Validation et Interprétation des données des Satellites Océanographiques et plus. Visité le 05/09/2023. <https://www.aviso.altimetry.fr/>.
- Coe, M. T. et Foley, J. A. 2001. Human and natural impacts on the water resources of the Lake Chad Basin. *Journal of Geophysical Research* 106 :3349-3356. doi :10.1029/2000JD900587.
- Collinet, J. 1988. Comportements hydrodynamiques et érosifs de sols de l'afrique de l'ouest. Évolution des matériaux et des organisations sous simulation de pluies. Thèse de doct., Université Louis Pasteur.
- Cooley, S. W., Ryan, J. C. et Smith, L. C. 2021. Human alteration of global surface water storage variability. *Nature* 591 :78-81. ISSN : 1476-4687. doi :10.1038/s41586-021-03262-3.
- Cordeiro, M. C. R., Martinez, J.-M. et Peña-Luque, S. 2021. Automatic water detection from multidimensional hierarchical clustering for Sentinel-2 images and a comparison with Level 2A processors. *Remote Sensing of Environment* 253 :112209. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2020.112209.
- Crétaux, J.-F. et al. 2011. SOLS : A lake database to monitor in the Near Real Time water level and storage variations from remote sensing data. *Advances in Space Research* 47 :1497-1507. ISSN : 0273-1177. doi :10.1016/j.asr.2011.01.004.
- Crétaux, J.-F. et al. 2018. Absolute Calibration or Validation of the Altimeters on the Sentinel-3A and the Jason-3 over Lake Issykkul (Kyrgyzstan). *Remote Sensing* 10 :1679. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs10111679.
- da Silva, E. F. F. et al. 2021. A machine learning approach for monitoring Brazilian optical water types using Sentinel-2 MSI. *Remote Sensing Applications : Society and Environment* 23 :100577. ISSN : 2352-9385. doi :10.1016/j.rsase.2021.100577.
- da Silva, J., Calmant, S. et Seyler, F. 2013. Satellite altimetry for hydrology - A review. In *XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*. Foz do Iguaçu, Brazil.
- Dardel, C. et al. 2014. Rain-Use-Efficiency : What it Tells us about the Conflicting Sahel Greening and Sahelian Paradox. *Remote Sensing* 6 :3446-3474. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs6043446.
- de Fleury, M., Kergoat, L. et Grippa, M. 2023. Hydrological regime of Sahelian small waterbodies from combined Sentinel-2 MSI and Sentinel-3 Synthetic Aperture Radar Altimeter data. *Hydrology and Earth System Sciences* 27 :2189-2204. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-27-2189-2023.

- Desconnets, J. C. et al. 1997. Hydrology of the HAPEX-Sahel Central Super-Site : surface water drainage and aquifer recharge through the pool systems. *Journal of Hydrology*, HAPEX-Sahel, 188-189 :155-178. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/S0022-1694(96)03158-7.
- Desconnets, J.-C., Taupin, j. d. et Lebel, T. 1993. Le rôle des mares dans le bilan hydrologique d'une région sahélienne.
- Descroix, L. et al. 2009. Spatio-temporal variability of hydrological regimes around the boundaries between Sahelian and Sudanian areas of West Africa : A synthesis. *Journal of Hydrology* 375 :90-102. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/j.jhydrol.2008.12.012.
- Descroix, L. et al. 2013. Impact of Drought and Land – Use Changes on Surface – Water Quality and Quantity : The Sahelian Paradox. ISSN : 978-953-51-1046-0. doi :10.5772/54536.
- DeVries, B. et al. 2017. Automated Quantification of Surface Water Inundation in Wetlands Using Optical Satellite Imagery. *Remote Sensing* 9 :807. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs9080807.
- Dezetter, A. et al. 2008. Simulation of runoff in West Africa : Is there a single data-model combination that produces the best simulation results? *Journal of Hydrology* 354 :203-212. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/j.jhydrol.2008.03.014.
- Dinh Ngoc, D. et al. 2019. Coastal and inland water pixels extraction algorithm (WiPE) from spectral shape analysis and HSV transformation applied to Landsat 8 OLI and Sentinel-2 MSI. *Remote Sensing of Environment* 223 :208-228. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2019.01.024.
- Dirscherl, M. et al. 2021. A Novel Method for Automated Supraglacial Lake Mapping in Antarctica Using Sentinel-1 SAR Imagery and Deep Learning. *Remote Sensing* 13 :197. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs13020197.
- Donchyts, G. et al. 2016. A 30 m Resolution Surface Water Mask Including Estimation of Positional and Thematic Differences Using Landsat 8, SRTM and OpenStreetMap : A Case Study in the Murray-Darling Basin, Australia. *Remote Sensing* 8 :386. doi :10.3390/rs8050386.
- Douville, H. et al. 2023. Water Cycle Changes. In *Climate Change 2021 – The Physical Science Basis : Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, 1055-1210. Climate Change 2021 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R.

- Yu, and B. Zhou (eds.)] Doi :10.1017/9781009157896.010. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom / New York, NY, USA.
- Douxchamps, S., Ayantunde, A. et Barron, J. 2014. Taking stock of forty years of agricultural water management interventions in smallholder systems of Burkina Faso. *Water Resources and Rural Development* 3 :1-13. ISSN : 2212-6082. doi :10.1016/j.wrr.2013.12.001.
- Doxaran, D. et al. 2002. Spectral signature of highly turbid waters : Application with SPOT data to quantify suspended particulate matter concentrations. *Remote Sensing of Environment* 81 :149-161. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/S0034-4257(01)00341-8.
- Du, Y. et al. 2016. Water Bodies' Mapping from Sentinel-2 Imagery with Modified Normalized Difference Water Index at 10-m Spatial Resolution Produced by Sharpening the SWIR Band. *Remote Sensing* 8 :354. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs8040354.
- Dube, T. et al. 2015. Water quality monitoring in sub-Saharan African lakes : a review of remote sensing applications : African Journal of Aquatic Science : Vol 40, No 1. *African Journal of Aquatic Science* 40 :1-7. doi :10.2989/16085914.2015.1014994.
- Dubreuil, P. et Ruat, P. 1960. Etudes hydrologiques des petits bassins versants d'Afrique Occidentale Française : rapport préliminaire sur les résultats de la campagne 1958. Mali : ORSTOM, Service Hydrologique.
- Dunne, T. 1978. Field Studies of Hillslope Flow Processes. In *Hillslope Hydrology*, sous la dir. de M. J. Kirkby, 227-293.
- Egido, A. et Smith, W. H. F. 2017. Fully Focused SAR Altimetry : Theory and Applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 55 :392-406. ISSN : 1558-0644. doi :10.1109/TGRS.2016.2607122.
- Epstein, E. et Grant, W. J. 1973. Soil Crust Formation as Affected by Raindrop Impact. In *Physical Aspects of Soil Water and Salts in Ecosystems*, sous la dir. d'A. Hadas et al., 195-201. Ecological Studies. Berlin, Heidelberg : Springer. ISBN : 978-3-642-65523-4. doi :10.1007/978-3-642-65523-4_20.
- Escudier, P. et al. 2017. Satellite Radar Altimetry. Sous la dir. de D. Stammer et A. Cazenave. ISBN : 978-1-315-15177-9. doi :10.1201/9781315151779-1.
- Esteves, M. et Lapetite, J. M. 2003. A multi-scale approach of runoff generation in a Sahelian gully catchment : a case study in Niger. *CATENA, Gully Erosion and Global Change*, 50 :255-271. ISSN : 0341-8162. doi :10.1016/S0341-8162(02)00136-4.
- Fagbohun, B. J. et al. 2016. GIS-based estimation of soil erosion rates and identification of critical areas in Anambra sub-basin, Nigeria. *Modeling Earth Systems and Environment* 2 :159. ISSN : 2363-6211. doi :10.1007/s40808-016-0218-3.

- Favreau, G. et al. 2009. Land clearing, climate variability, and water resources increase in semiarid southwest Niger : A review. *Water Resources Research* 45. ISSN : 1944-7973. doi :10.1029/2007WR006785.
- Fayad, I. et al. 2020. Analysis of GEDI Elevation Data Accuracy for Inland Waterbodies Altimetry. *Remote Sensing* 12 :2714. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs12172714.
- Feng, W. et al. 2019. Water Body Extraction From Very High-Resolution Remote Sensing Imagery Using Deep U-Net and a Superpixel-Based Conditional Random Field Model. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 16 :618-622. ISSN : 1558-0571. doi :10.1109/LGRS.2018.2879492.
- Feyisa, G. L. et al. 2014. Automated Water Extraction Index : A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* 140 :23-35. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2013.08.029.
- Fjørtoft, R. et al. 2014. KaRIn on SWOT : Characteristics of near-nadir Ka-band interferometric SAR imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 52 :2172-2185. doi :10.1109/TGRS.2013.2258402.
- Fourcade, J.-N. 2000. Hydrologie d'une zone endoréique sahélienne : dynamique des vides des mares temporaires et alimentation de la nappe phréatique (région de Niamey-Niger). Mémoire de DEA, Université de Montpellier II.
- Fowe, T. et al. 2015. Water balance of small reservoirs in the Volta basin : A case study of Boura reservoir in Burkina Faso. *Agricultural Water Management* 152 :99-109. ISSN : 03783774. doi :10.1016/j.agwat.2015.01.006.
- Frappart, F. et al. 2015. Radar altimetry backscattering signatures at Ka, Ku, C, and S bands over West Africa. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, Emerging science and applications with microwave remote sensing data*, 83-84 :96-110. ISSN : 1474-7065. doi :10.1016/j.pce.2015.05.001.
- Frappart, F. et al. 2021. Evaluation of the Performances of Radar and Lidar Altimetry Missions for Water Level Retrievals in Mountainous Environment : The Case of the Swiss Lakes. *Remote Sensing* 13 :2196. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs13112196.
- Frappart, F. et al. 2006. Preliminary results of ENVISAT RA-2-derived water levels validation over the Amazon basin. *Remote Sensing of Environment* 100 :252-264. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2005.10.027.
- Frappart, F. et al. 2009. Rainfall regime across the Sahel band in the Gourma region, Mali. *Journal of Hydrology, Surface processes and water cycle in West Africa, studied from the AMMA-CATCH observing system*, 375 :128-142. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/j.jhydrol.2009.03.007.

- Frazier, P. et Page, K. 2000. Water Body Detection and Delineation with Landsat TM Data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 66 :1461-1467.
- Frenken, K. 2005. Irrigation in Africa in figures : AQUASTAT survey, 2005. FAO Rapports sur l'Eau. FAO Land / Water Development Division. ISBN : 978-92-5-105414-7.
- Funk, C. et al. 2014. *A quasi-global precipitation time series for drought monitoring : : U.S. Geological Survey Data Series 832*. Version 2.0. doi :10.3133/ds832.
- Gal, L. et al. 2016. Changes in lakes water volume and runoff over ungauged Sahelian watersheds. *Journal of Hydrology* 540 :1176-1188. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/j.jhydrol.2016.07.035.
- Gal, L. et al. 2017. The paradoxical evolution of runoff in the pastoral Sahel : analysis of the hydrological changes over the Agoufou watershed (Mali) using the KINEROS-2 model. *Hydrology and Earth System Sciences* 21 :4591-4613. ISSN : 1607-7938. doi :10.5194/hess-21-4591-2017.
- Gallais, J. 1975. Pasteurs et paysans du Gourma ; la condition sahelienne. Centre National de la Recherche Scientifique, 33-Talence. ISBN : 2-222-01640-1.
- Galle, S., Ehrmann, M. et Peugeot, C. 1999. Water balance in a banded vegetation pattern : A case study of tiger bush in western Niger. *CATENA* 37 :197-216. ISSN : 0341-8162. doi :10.1016/S0341-8162(98)90060-1.
- Gangneron, F. 2017. Politiques des objets et objets politiques. ISBN : 9791093476056, *Anthropologie & développement* : 127-149. ISSN : 2276-2019. doi :10.4000/anthropodev.600.
- Gangneron, F., Becerra, S. et Dia, A. H. 2010. L' étonnante diversité des ressources en eau à Hombori : entre contrastes environnementaux, pratiques locales et technologies extérieures. *Revue Tiers-Monde* 204 :109-128. ISSN : 0040-7356.
- Gao, Q. et al. 2019. Analysis of Retracker's Performances and Water Level Retrieval over the Ebro River Basin Using Sentinel-3. *Remote Sensing* 11 :718. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs11060718.
- Gardelle, J. et al. 2010. Less rain, more water in ponds : a remote sensing study of the dynamics of surface waters from 1950 to present in pastoral Sahel (Gourma region, Mali). *Hydrology and Earth System Sciences* 14 :309-324. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-14-309-2010.
- Getirana, A. et al. 2021. Impacts of Fully Coupling Land Surface and Flood Models on the Simulation of Large Wetlands' Water Dynamics : The Case of the Inner Niger Delta. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 13 :e2021MS002463. ISSN : 1942-2466. doi :10.1029/2021MS002463.

- Gharbia, R. 2023. Deep Learning for Automatic Extraction of Water Bodies Using Satellite Imagery. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. ISSN : 0974-3006. doi :10.1007/s12524-023-01705-0.
- Gholizadeh, M. H., Melesse, A. M. et Reddi, L. 2016. A Comprehensive Review on Water Quality Parameters Estimation Using Remote Sensing Techniques. *Sensors* 16 :1298. ISSN : 1424-8220. doi :10.3390/s16081298.
- Giertz, S. et Diekkrüger, B. 2003. Analysis of the hydrological processes in a small headwater catchment in Benin (West Africa). *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, Recent Development in River Basin Research and Management*, 28 :1333-1341. ISSN : 1474-7065. doi :10.1016/j.pce.2003.09.009.
- Glorot, X. et Bengio, Y. 2010. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks. In *Proceedings of the Thirteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, 249-256. ISSN : 1938-7228.
- Gond, V. et al. 2004. Surveillance et cartographie des plans d'eau et des zones humides et inondables en régions arides avec l'instrument VEGETATION embarqué sur SPOT-4. *International Journal of Remote Sensing* 25 :987-1004. ISSN : 0143-1161. doi :10.1080/0143116031000139908.
- Gourgouletis, N. et al. 2022. Estimating Reservoir Storage Variations by Combining Sentinel-2 and 3 Measurements in the Yliki Reservoir, Greece. *Remote Sensing* 14 :1860. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs14081860.
- Grendaitė, D. et al. 2018. Chlorophyll-a concentration retrieval in eutrophic lakes in Lithuania from Sentinel-2 data. *Geologija. Geografija* 4. ISSN : 2424-3205. doi :10.6001/geol-geogr.v4i1.3720.
- Grey, D. et Sadoff, C. W. 2007. Sink or Swim ? Water security for growth and development. *Water Policy* 9 :545-571. ISSN : 1366-7017. doi :10.2166/wp.2007.021.
- Grippa, M. et al. 2017. Modeling Surface Runoff and Water Fluxes over Contrasted Soils in the Pastoral Sahel : Evaluation of the ALMIP2 Land Surface Models over the Gourma Region in Mali. *Journal of Hydrometeorology* 18 :1847-1866. ISSN : 1525-7541, 1525-755X. doi :10.1175/JHM-D-16-0170.1.
- Grippa, M. et al. 2019. Potential of SWOT for Monitoring Water Volumes in Sahelian Ponds and Lakes. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 12 :2541-2549. ISSN : 2151-1535. doi :10.1109/JSTARS.2019.2901434.
- Guinaldo, T. et al. 2021. Parametrization of a lake water dynamics model MLake in the ISBA-CTRIP land surface system (SURFEX v8.1). *Geoscientific Model Development* 14 :1309-1344. ISSN : 1991-959X. doi :10.5194/gmd-14-1309-2021.

- Guo, Z. et al. 2022. Water-Body Segmentation for SAR Images : Past, Current, and Future. *Remote Sensing* 14 :1752. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs14071752.
- Haas, E. M., Bartholomé, E. et Combal, B. 2009. Time series analysis of optical remote sensing data for the mapping of temporary surface water bodies in sub-Saharan western Africa. *Journal of Hydrology* 370 :52-63. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/j.jhydrol.2009.02.052.
- Hansen, M. C. et al. 2022. Global land use extent and dispersion within natural land cover using Landsat data. *Environmental Research Letters* 17 :034050. ISSN : 1748-9326. doi :10.1088/1748-9326/ac46ec.
- Harrington, J. A., Schiebe, F. R. et Nix, J. F. 1992. Remote sensing of Lake Chicot, Arkansas : Monitoring suspended sediments, turbidity, and Secchi depth with Landsat MSS data. *Remote Sensing of Environment* 39 :15-27. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/0034-4257(92)90137-9.
- Herndon, K. et al. 2020. An Assessment of Surface Water Detection Methods for Water Resource Management in the Nigerien Sahel. *Sensors* 20 :431. ISSN : 1424-8220. doi :10.3390/s20020431.
- Hiernaux, P. et Gérard, B. 1999. The influence of vegetation pattern on the productivity, diversity and stability of vegetation : The case of 'brousse tigrée' in the Sahel. *Acta Oecologica* 20 :147-158. ISSN : 1146-609X.
- Hiernaux, P. et al. 2009. Trends in productivity of crops, fallow and rangelands in South-west Niger : Impact of land use, management and variable rainfall. *Journal of Hydrology, Surface processes and water cycle in West Africa, studied from the AMMA-CATCH observing system*, 375 :65-77. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/j.jhydrol.2009.01.032.
- Homayouni, S. et Roux, M. 2004. Hyperspectral image analysis for material mapping using spectral matching. In *ISPRS Congress Proceedings*, 35 :49-54. Istanbul, Turkey.
- Horion, S. et al. 2010. Optimized extraction of daily bio-optical time series derived from MODIS/Aqua imagery for Lake Tanganyika, Africa. *Remote Sensing of Environment* 114 :781-791. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2009.11.012.
- Horton, R. E. 1933. The Role of infiltration in the hydrologic cycle. *Transactions, American Geophysical Union* 14 :446. ISSN : 0002-8606. doi :10.1029/TR014i001p00446.
- Hou, J. et al. 2022a. Remotely sensed reservoir water storage dynamics (1984–2015) and the influence of climate variability and management at a global scale. *Hydrology and Earth System Sciences* 26 :3785-3803. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-26-3785-2022.

- Hou, X. et al. 2022b. Global mapping reveals increase in lacustrine algal blooms over the past decade. *Nature Geoscience* 15 :130-134. ISSN : 1752-0908. doi :10.1038/s41561-021-00887-x.
- Huang, C. et al. 2018. Detecting, Extracting, and Monitoring Surface Water From Space Using Optical Sensors : A Review. *Reviews of Geophysics* 56 :333-360. ISSN : 1944-9208. doi :10.1029/2018RG000598.
- Huang, C. et al. 2016. Surface Water Mapping from Suomi NPP-VIIRS Imagery at 30 m Resolution via Blending with Landsat Data. *Remote Sensing* 8 :631. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs8080631.
- Huffman, G. et al. 2019. *GPM IMERG Final Precipitation L3 1 month 0.1 degree x 0.1 degree, Greenbelt, MD, Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC)*. Version 6. doi :10.5067/GPM/IMERG/3B-MONTH/06.
- Ji, L., Zhang, L. et Wylie, B. 2009. Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 75 :1307-1317. doi :10.14358/PERS.75.11.1307.
- Jiang, L. et al. 2017. CryoSat-2 Altimetry Applications over Rivers and Lakes. *Water* 9 :211. ISSN : 2073-4441. doi :10.3390/w9030211.
- Jiang, L. et al. 2020. Evaluation of Sentinel-3 SRAL SAR altimetry over Chinese rivers. *Remote Sensing of Environment* 237 :111546. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2019.111546.
- Jones, J. W. 2015. Efficient Wetland Surface Water Detection and Monitoring via Landsat : Comparison with in situ Data from the Everglades Depth Estimation Network. *Remote Sensing* 7 :12503-12538. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs70912503.
- Kaboré, E. et Sédogo, S. A. 2014. Economie politique autour des grands barrages Le cas du barrage de Bagré, Burkina Faso. IIED. T. IIED Rapport pays. ISBN : 9781784311117. London. ISBN : 978-1-78431-111-7.
- Kamagaté, B. et al. 2007. Hydrological processes and water balance of a tropical crystalline bedrock catchment in Benin (Donga, upper Ouémé River). *Comptes Rendus Géoscience* 339. ISSN : 1631-0713. doi :10.1016/j.crte.2007.04.003.
- Kaptué, A. T., Hanan, N. P. et Prihodko, L. 2013. Characterization of the spatial and temporal variability of surface water in the Soudan-Sahel region of Africa. *Journal of Geophysical Research : Biogeosciences* 118 :1472-1483. ISSN : 2169-8961. doi :10.1002/jgrg.20121.
- Karaman, M. 2021. Comparison of thresholding methods for shoreline extraction from Sentinel-2 and Landsat-8 imagery : Extreme Lake Salda, track of Mars on Earth. *Journal*

of *Environmental Management* 298 :113481. ISSN : 0301-4797. doi :10.1016/j.jenvman.2021.113481.

Kariryaa, A. 2020. *ankitkariryaa/An-unexpectedly-large-count-of-trees-in-the-western-Sahara-and-Sahel : Paper version*. Version 1.0.0. doi :10.5281/zenodo.3978185.

Keller, A. A. et al. 2023. Hydrological models for climate-based assessments at the watershed scale : A critical review of existing hydrologic and water quality models. *Science of The Total Environment* 867 :161209. ISSN : 0048-9697. doi :10.1016/j.scitotenv.2022.161209.

Khandelwal, A. et al. 2017. An approach for global monitoring of surface water extent variations in reservoirs using MODIS data. *Remote Sensing of Environment, Big Remotely Sensed Data : tools, applications and experiences*, 202 :113-128. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2017.05.039.

Kittel, C. M. M. et al. 2021. Sentinel-3 radar altimetry for river monitoring – a catchment-scale evaluation of satellite water surface elevation from Sentinel-3A and Sentinel-3B. *Hydrology and Earth System Sciences* 25 :333-357. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-25-333-2021.

Kittler, J., Illingworth, J. et Föglein, J. 1985. Threshold selection based on a simple image statistic. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 30 :125-147. ISSN : 0734-189X. doi :10.1016/0734-189X(85)90093-3.

Kordelas, G. A. et al. 2018. Fast and Automatic Data-Driven Thresholding for Inundation Mapping with Sentinel-2 Data. *Remote Sensing* 2018 :910. doi :10.3390/rs10060910.

Kouamé, K. F. et al. 2010. Contribution d'un modèle hydrogéologique à fractures discrètes à l'étude des aquifères fracturés du socle Archéen de Touba (Nord-Ouest, Côte d'Ivoire). *Revue des sciences de l'eau / Journal of Water Science* 23 :41-56. ISSN : 1718-8598. doi :10.7202/038924ar.

Kovács, G. M., Horion, S. et Fensholt, R. 2022. Characterizing ecosystem change in wetlands using dense earth observation time series. *Remote Sensing of Environment* 281 :113267. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2022.113267.

Krinner, G. et al. 2005. A dynamic global vegetation model for studies of the coupled atmosphere-biosphere system. *Global Biogeochemical Cycles* 19. ISSN : 1944-9224. doi :10.1029/2003GB002199.

Krishna, D. V. P., Vikram, K. V. N. G. et Sreejith, K. M. 2023. SARAL/AltiKa measurements for geodetic applications : Impact of drifting and mispointing phase data. *Advances in Space Research*. ISSN : 0273-1177. doi :10.1016/j.asr.2023.07.032.

- Kwakye, S. O. et Bárdossy, A. 2020. Hydrological modelling in data-scarce catchments : Black Volta basin in West Africa. *SN Applied Sciences* 2 :628. ISSN : 2523-3971. doi :10.1007/s42452-020-2454-4.
- L'Hôte, Y. et al. 2002. Analysis of a Sahelian annual rainfall index from 1896 to 2000 ; the drought continues. *Hydrological Sciences–Journal–des Sciences Hydrologiques* 47. doi :10.1080/02626660209492960.
- Lacaux, J. P. et al. 2007. Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing : Application to Rift Valley Fever epidemics in Senegal. *Remote Sensing of Environment* 106 :66-74. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2006.07.012.
- Lafore, J.-P. et al. 2011. Progress in understanding of weather systems in West Africa. *Atmospheric Science Letters* 12 :7-12. doi :10.1002/asl.335.
- Le Barbé, L., Lebel, T. et Tapsoba, D. 2002. Rainfall Variability in West Africa during the Years 1950-90. *Journal of Climate - J CLIMATE* 15 :187-202. doi :10.1175/1520-0442(2002)015<0187:RVIWAD>2.0.CO;2.
- Le Houérou, H.-N. 1989. Classification écoclimatique des zones arides (s.l.) de l'Afrique du Nord. *Ecologia Mediterranea* 15 :95-144. doi :10.3406/ecmed.1989.1643.
- Le Houérou, H.-N. 1997. Climate, flora and fauna changes in the Sahara over the past 500 million years. *Journal of Arid Environments* 37 :619-647. ISSN : 0140-1963. doi :10.1006/jare.1997.0315.
- Le Lay, M. et Galle, S. 2005. How changing rainfall regimes may affect the water balance : A modelling approach in West Africa. In *Proceedings of symposium S6 held during the Seventh IAHS Scientific Assembly*, 203-210. Foz do Iguaçu, Brazil.
- Le Moigne, P., Colin, J. et Decharme, B. 2016. Impact of lake surface temperatures simulated by the FLake scheme in the CNRM-CM5 climate model. 68 :31274. ISSN : 1600-0870. doi :10.3402/tellusa.v68.31274.
- Lebel, T. et Ali, A. 2009. Recent trends in the Central and Western Sahel rainfall regime (1990–2007). *Journal of Hydrology, Surface processes and water cycle in West Africa, studied from the AMMA-CATCH observing system*, 375 :52-64. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/j.jhydrol.2008.11.030.
- Leblanc, M. J. et al. 2008. Land clearance and hydrological change in the Sahel : SW Niger. *Global and Planetary Change* 61 :135-150. ISSN : 0921-8181. doi :10.1016/j.gloplacha.2007.08.011.
- LeCun, Y. et al. 1989. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation* 1 :541-551.

- Leemhuis, C. et al. 2009. The Volta Basin Water Allocation System : assessing the impact of small-scale reservoir development on the water resources of the Volta basin, West Africa. *Advances in Geosciences* 21 :57-62. ISSN : 1680-7340. doi :10.5194/adgeo-21-57-2009.
- Lehner, B. et Grill, G. 2013. Global river hydrography and network routing : baseline data and new approaches to study the world's large river systems. *Hydrological Processes* 27 :2171-2186. ISSN : 1099-1085. doi :10.1002/hyp.9740.
- Lehner, B. et al. 2011. High-resolution mapping of the world's reservoirs and dams for sustainable river-flow management. *Frontiers in Ecology and the Environment* 9 :494-502. ISSN : 1540-9309. doi :10.1890/100125.
- Lemoalle, J. et Magrin, G. 2014. Le développement du lac Tchad : situation actuelle et futurs possibles. IRD Editions. Expertise collégiale. Marseille. ISBN : 978-2-7099-1836-7.
- Lemoalle, J. et al. 2012. Recent changes in Lake Chad : Observations, simulations and management options (1973–2011). *Global and Planetary Change* 80-81 :247-254. ISSN : 0921-8181. doi :10.1016/j.gloplacha.2011.07.004.
- Li, J. et al. 2022. Satellite Detection of Surface Water Extent : A Review of Methodology. *Water* 14 :1148. ISSN : 2073-4441. doi :10.3390/w14071148.
- Li, L. et al. 2019. Water Body Extraction from Very High Spatial Resolution Remote Sensing Data Based on Fully Convolutional Networks. *Remote Sensing* 11 :1162. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs11101162.
- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W. et Chipman, J. W. 2004. Remote Sensing and Image Interpretation. 5^e éd. New York, USA : John Wiley & Sons. ISBN : 978-0-471-45152-5.
- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W. et Chipman, J. W. 2015. Remote sensing and image interpretation. 7^e éd. New York, USA : John Wiley & Sons. ISBN : 978-1-118-34328-9.
- Lloyd, S. 1982. Least squares quantization in PCM. *IEEE Transactions on Information Theory* 28 :129-137. ISSN : 1557-9654. doi :10.1109/TIT.1982.1056489.
- Loiselle, S. et al. 2014. Decadal Trends and Common Dynamics of the Bio-Optical and Thermal Characteristics of the African Great Lakes. *PLOS ONE* 9. ISSN : 1932-6203. doi :10.1371/journal.pone.0093656.
- Lu, S. et al. 2011. Water body mapping method with HJ-1A/B satellite imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 13 :428-434. ISSN : 1569-8432. doi :10.1016/j.jag.2010.09.006.
- Luo, S. et al. 2022. Satellite Laser Altimetry Reveals a Net Water Mass Gain in Global Lakes With Spatial Heterogeneity in the Early 21st Century. *Geophysical Research Letters* 49. doi :10.1029/2021GL096676.

- Mady, B. et al. 2020. Distribution of small seasonal reservoirs in semi-arid regions and associated evaporative losses. *Environmental Research Communications* 2 :061002. ISSN : 2515-7620. doi :10.1088/2515-7620/ab92af.
- Mahé, G., Mariko, A. et Orange, D. 2013. Relationships between water level at hydrological stations and inundated area in the River Niger Inner Delta, Mali. In *HP1, IAHS-IAPSO-IASPEI Assembly*, 358 :110-115. Gothenburg, Sweden.
- Mahé, G. et Paturel, J.-E. 2009. 1896–2006 Sahelian annual rainfall variability and runoff increase of Sahelian Rivers. *Comptes Rendus Geoscience* 341 :538-546. ISSN : 1631-0713. doi :10.1016/j.crte.2009.05.002.
- Mahé, G. et al. 2003. Augmentation récente du ruissellement de surface en région soudano-sahélienne et impact sur les ressources en eau. In *Hydrology of mediterranean and semiarid regions, proceedings of an international symposium*, 278 :215-222. Montpellier. ISBN : 1-901502-12-0.
- Mahé, G. et al. 2010. Baisse des pluies et augmentation des écoulements au Sahel : impact climatique et anthropique sur les écoulements du Nakambe au Burkina Faso. *Sécheresse* 21 :330-332. ISSN : 1147-7806, 1777-5922. doi :10.1684/sec.2010.0268.
- Malahlela, O. E. 2016. Inland waterbody mapping : towards improving discrimination and extraction of inland surface water features. *International Journal of Remote Sensing* 37 :4574-4589. ISSN : 0143-1161. doi :10.1080/01431161.2016.1217441.
- Markus, T. et al. 2017. The Ice, Cloud, and land Elevation Satellite-2 (ICESat-2) : Science requirements, concept, and implementation. *Remote Sensing of Environment* 190 :260-273. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2016.12.029.
- Marsh, J. G. 1983. Satellite altimetry. *Reviews of Geophysics* 21 :574-580. ISSN : 1944-9208. doi :10.1029/RG021i003p00574.
- Martín-Rosales, W. et Leduc, C. 2003. Variabilité de la dynamique des mares temporaires dans un système endoréique semi-aride (sud-ouest du Niger). In *Hydrology of mediterranean and semiarid regions, proceedings of an international symposium*, 278 :174-178. Montpellier. ISBN : 1-901502-12-0.
- Masson, V. et al. 2013. The SURFEXv7.2 land and ocean surface platform for coupled or offline simulation of earth surface variables and fluxes. *Geoscientific Model Development* 6 :929-960. ISSN : 1991-959X. doi :10.5194/gmd-6-929-2013.
- Massuel, S. et al. 2011. Integrated surface water–groundwater modelling in the context of increasing water reserves of a regional Sahelian aquifer. *Hydrological Sciences Journal* 56 :1242-1264. ISSN : 0262-6667. doi :10.1080/02626667.2011.609171.

- Massuel, S. et al. 2006. Deep infiltration through a sandy alluvial fan in semiarid Niger inferred from electrical conductivity survey, vadose zone chemistry and hydrological modelling. *CATENA* 67 :105-118. doi :10.1016/j.catena.2006.02.009.
- Mbuh, M. 2020. Use of Hyperspectral Remote Sensing to Estimate Water Quality. In *Processing and Analysis of Hyperspectral Data*, sous la dir. de J. Chen, Y. Song et H. Li. IntechOpen. ISBN : 978-1-78985-109-0 978-1-78985-110-6. doi :10.5772/intechopen.89222.
- McCulloch, W. S. et Pitts, W. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics* 5 :115-133. ISSN : 1522-9602. doi :10.1007/BF02478259.
- McFeeters, S. K. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* 17 :1425-1432. ISSN : 0143-1161. doi :10.1080/01431169608948714.
- McMahon, T. A. et al. 2013. Estimating actual, potential, reference crop and pan evaporation using standard meteorological data : a pragmatic synthesis. *Hydrology and Earth System Sciences* 17 :1331-1363. ISSN : 1607-7938. doi :10.5194/hess-17-1331-2013.
- Messenger, M. L. et al. 2016. Estimating the volume and age of water stored in global lakes using a geo-statistical approach. *Nature Communications* 7 :13603. ISSN : 2041-1723. doi :10.1038/ncomms13603.
- Miller, L. S. 1979. Topographic and backscatter characteristics of Geos 3 overland data. *Journal of Geophysical Research : Solid Earth* 84 :4045-4054. ISSN : 2156-2202. doi :10.1029/JB084iB08p04045.
- Mishra, V. et al. 2020. Evaluating the performance of high-resolution satellite imagery in detecting ephemeral water bodies over West Africa. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 93 :102218. ISSN : 1569-8432. doi :10.1016/j.jag.2020.102218.
- Mohammad, A. G. et Adam, M. A. 2010. The impact of vegetative cover type on runoff and soil erosion under different land uses. *CATENA* 81 :97-103. ISSN : 0341-8162. doi :10.1016/j.catena.2010.01.008.
- Morris, C. S. et Gill, S. K. 1994a. Evaluation of the TOPEX/POSEIDON altimeter system over the Great Lakes. *Journal of Geophysical Research : Oceans* 99 :24527-24539. ISSN : 2156-2202. doi :10.1029/94JC01642.
- Morris, C. S. et Gill, S. K. 1994b. Variation of Great Lakes Water Levels Derived from Geosat Altimetry. *Water Resources Research* 30. doi :10.1029/94WR00064.
- Moser, L. et al. 2016. Monitoring of the Lac Bam Wetland Extent Using Dual-Polarized X-Band SAR Data. *Remote Sensing* 8 :302. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs8040302.

- Mullen, A. L. et al. 2023. Using High-Resolution Satellite Imagery and Deep Learning to Track Dynamic Seasonality in Small Water Bodies. *Geophysical Research Letters* 50 :e2022GL102327. ISSN : 1944-8007. doi :10.1029/2022GL102327.
- Müller, J. V. 2005. Ephemeral Vegetation at Shorelines of Sahelian Seasonal Lakes. *Systematics and Geography of Plants* 75 :239-257. ISSN : 1374-7886.
- Narin, O. G. et Abdikan, S. 2023. Multi-temporal analysis of inland water level change using ICESat-2 ATL-13 data in lakes and dams. *Environmental Science and Pollution Research* 30 :15364-15376. ISSN : 1614-7499. doi :10.1007/s11356-022-23172-9.
- Nasir, N. et al. 2023. Deep learning detection of types of water-bodies using optical variables and ensembling. *Intelligent Systems with Applications* 18 :200222. ISSN : 2667-3053. doi :10.1016/j.iswa.2023.200222.
- Nazemi, A. et Wheeler, H. S. 2015. On inclusion of water resource management in Earth system models &ndash ; Part 1 : Problem definition and representation of water demand. *Hydrology and Earth System Sciences* 19 :33-61. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-19-33-2015.
- Ndanga Kouali, G. 2010. Compétition entre périmètres irrigués partageant la même ressource en eau : cas de Mogtédou et Talembika. Mémoire de Master d'Ingénierie de l'Eau. Ouagadougou, Burkina Faso : Institut International d'Ingénierie de l'Eau et de l'Environnement (2iE).
- Niang-Diop, F. et Ouedraogo, L. 2009. Chapter 7 : Aquatic plants of western Africa. In *The status and distribution of freshwater biodiversity in western Africa*, 108. IUCN, Gland, Switzerland / Cambridge, UK. ISBN : 978-2-8317-1163-8.
- Nicholson, S. E. 1979. Revised Rainfall Series for the West African Subtropics. *Monthly Weather Review* 107 :620-623. ISSN : 1520-0493, 0027-0644. doi :10.1175/1520-0493(1979)107<0620:RRSFTW>2.0.CO;2.
- Nicholson, S. E. 2013. The West African Sahel : A Review of Recent Studies on the Rainfall Regime and Its Interannual Variability. *ISRN Meteorology* 2013. doi :10.1155/2013/453521.
- Nicholson, S. E., Some, B. et Kone, B. 2000. An Analysis of Recent Rainfall Conditions in West Africa, Including the Rainy Seasons of the 1997 El Nino and the 1998 La Nina Years. *Journal of Climate - J CLIMATE* 13 :2628-2640. doi :10.1175/1520-0442(2000)013<2628:AAORRC>2.0.CO;2.
- Nielsen, K. et al. 2017. The Performance and Potentials of the CryoSat-2 SAR and SARIn Modes for Lake Level Estimation. *Water (Switzerland)* 9. doi :10.3390/w9060374.

- Nijsten, G.-J. et al. 2018. Transboundary aquifers of Africa : Review of the current state of knowledge and progress towards sustainable development and management. *Journal of Hydrology : Regional Studies*, Special Issue on International Shared Aquifer Resources Assessment and Management, 20 :21-34. ISSN : 2214-5818. doi :10.1016/j.ejrh.2018.03.004.
- Normandin, C. et al. 2018. Evolution of the Performances of Radar Altimetry Missions from ERS-2 to Sentinel-3A over the Inner Niger Delta. *Remote Sensing* 10 :833. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs10060833.
- Obuobie, E. 2008. Estimation of groundwater recharge in the context of future climate change in the White Volta River Basin, West Africa. Thèse de doct., Université de Bonn.
- OECD. 2020. *Organisation for Economic Co-operation and Development*.
- Ogilvie, A. et al. 2020. Combining Multi-Sensor Satellite Imagery to Improve Long-Term Monitoring of Temporary Surface Water Bodies in the Senegal River Floodplain. *Remote Sensing* 12 :3157. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs12193157.
- Ogilvie, A. et al. 2018. Surface water monitoring in small water bodies : potential and limits of multi-sensor Landsat time series. *Hydrology and Earth System Sciences* 22 :4349-4380. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-22-4349-2018.
- Oguntunde, P. G., Lischeid, G. et Abiodun, B. J. 2018. Impacts of climate variability and change on drought characteristics in the Niger River Basin, West Africa. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 32 :1017-1034. ISSN : 1436-3259. doi :10.1007/s00477-017-1484-y.
- Oktay, O. et al. 2022. Attention U-Net : Learning Where to Look for the Pancreas. In *Medical Imaging with Deep Learning*.
- Op de Hipt, F. et al. 2019. Modeling the effect of land use and climate change on water resources and soil erosion in a tropical West African catch-ment (Dano, Burkina Faso) using SHETRAN. *Science of The Total Environment* 653 :431-445. ISSN : 0048-9697. doi :10.1016/j.scitotenv.2018.10.351.
- Opoku-Ankomah, Y. et al. 2006. Hydro-political assessment of water governance from the top-down and review of literature on local level institutions and practices in the Volta Basin. Working Paper No. 111. Colombo, Sri Lanka : International Water Management Institute.
- Otsu, N. 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 9 :62-66. ISSN : 2168-2909. doi :10.1109/TSMC.1979.4310076.

- Owusu, S. et al. 2022. The Significance of Small Reservoirs in Sustaining Agricultural Landscapes in Dry Areas of West Africa : A Review. *Water* 14 :1440. ISSN : 2073-4441. doi :10.3390/w14091440.
- Panthou, G. et al. 2018. Rainfall intensification in tropical semi-arid regions : the Sahelian case. *Environmental Research Letters* 13 :064013. ISSN : 1748-9326. doi :10.1088/1748-9326/aac334.
- Panthou, G., Vischel, T. et Lebel, T. 2014. Recent trends in the regime of extreme rainfall in the Central Sahel. *International Journal of Climatology* 34. doi :10.1002/joc.3984.
- Papa, F. et al. 2023. Water Resources in Africa under Global Change : Monitoring Surface Waters from Space. *Surveys in Geophysics* 44 :43-93. ISSN : 1573-0956. doi :10.1007/s10712-022-09700-9.
- Pascal, C. et al. 2021. High-Resolution Mapping of Rainwater Harvesting System Capacity from Satellite Derived Products in South India. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS*, 7011-7014. ISSN : 2153-7003. doi :10.1109/IGARSS47720.2021.9553131.
- Pekel, J.-F. et al. 2016. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature* 540 :418-422. ISSN : 0028-0836, 1476-4687. doi :10.1038/nature20584.
- Peña-Luque, S. et al. 2019. *CNES ALCD Open water masks*. Version 1.2. doi :<https://doi.org/10.5281/zenodo.4657020>.
- Peugeot, C. et al. 1997. Runoff generation processes : results and analysis of field data collected at the East Central Supersite of the HAPEX-Sahel experiment. *Journal of Hydrology*, HAPEX-Sahel, 188-189 :179-202. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/S0022-1694(96)03159-9.
- Peugeot, C. et al. 2003. Hydrologic process simulation of a semiarid, endoreic catchment in Sahelian West Niger. 1. Model-aided data analysis and screening. *Journal of Hydrology* 279 :224-243. ISSN : 00221694. doi :10.1016/S0022-1694(03)00181-1.
- Pham-Duc, B. et al. 2020. The Lake Chad hydrology under current climate change. *Scientific Reports* 10 :5498. ISSN : 2045-2322. doi :10.1038/s41598-020-62417-w.
- Phiri, D. et al. 2020. Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping : A Review. *Remote Sensing* 12 :2291. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs12142291.
- Pi, X. et al. 2022. Mapping global lake dynamics reveals the emerging roles of small lakes. *Nature Communications* 13 :5777. ISSN : 2041-1723. doi :10.1038/s41467-022-33239-3.
- Pickens, A. H. et al. 2020. Mapping and sampling to characterize global inland water dynamics from 1999 to 2018 with full Landsat time-series. *Remote sensing of environment* 243 :111792. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2020.111792.

- Piquemal, D. 1991. Inventaire et bilan des retenues d'eau au Burkina Faso. *Les Cahiers d'Outre-Mer* 44 :259-280. doi :10.3406/caoum.1991.3399.
- Potes, M., Costa, M. J. et Salgado, R. 2012. Satellite remote sensing of water turbidity in Alqueva reservoir and implications on lake modelling. *Hydrology and Earth System Sciences* 16 :1623-1633. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-16-1623-2012.
- Poussin, J.-C. et al. 2015. Performance of small reservoir irrigated schemes in the Upper Volta basin : Case studies in Burkina Faso and Ghana. *Water Resources and Rural Development, Managing Rainwater and Small Reservoirs in Sub-Saharan Africa*, 6 :50-65. ISSN : 2212-6082. doi :10.1016/j.wrr.2015.05.001.
- Pouyaud, B. 1975. Etude hydrologique du lac de Bam : le régime hydrologique. République de Haute-Volta : Centre ORSTOM de Ouagadougou, Section d'Hydrologie.
- Pouyaud, B. et Colombani, J. 1989. Les variations extrêmes au lac Tchad : l'assèchement est-il possible ? *Annales de géographie* 98 :1-23. doi :10.3406/geo.1989.20887.
- Qayyum, N. et al. 2020. Glacial Lakes Mapping Using Multi Satellite PlanetScope Imagery and Deep Learning. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 9 :560. ISSN : 2220-9964. doi :10.3390/ijgi9100560.
- Qing, S. et al. 2021. Improving remote sensing retrieval of water clarity in complex coastal and inland waters with modified absorption estimation and optical water classification using Sentinel-2 MSI. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 102 :102377. ISSN : 1569-8432. doi :10.1016/j.jag.2021.102377.
- Ragetti, S. et al. 2022. Unraveling the hydrology and sediment balance of an ungauged lake in the Sudano-Sahelian region of West Africa using remote sensing. *Earth Surface Dynamics* 10 :797-815. ISSN : 2196-6311. doi :10.5194/esurf-10-797-2022.
- Reis, L. G. d. M. et al. 2021. Uncertainties Involved in the Use of Thresholds for the Detection of Water Bodies in Multitemporal Analysis from Landsat-8 and Sentinel-2 Images. *Sensors* 21 :7494. ISSN : 1424-8220. doi :10.3390/s21227494.
- Rey, F. et al. 2004. Rôle de la végétation dans la protection contre l'érosion hydrique de surface. *Comptes Rendus Geoscience* 336 :991-998. ISSN : 1631-0713. doi :10.1016/j.crte.2004.03.012.
- Rishikeshan, C. A. et Ramesh, H. 2018. An automated mathematical morphology driven algorithm for water body extraction from remotely sensed images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 146 :11-21. ISSN : 0924-2716. doi :10.1016/j.isprsjprs.2018.08.014.

- Ritchie, J. C., Zimba, P. V. et Everitt, J. H. 2003. Remote Sensing Techniques to Assess Water Quality. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 69 :695-704. ISSN : 00991112. doi :10.14358/PERS.69.6.695.
- Robert, E. 2014. Turbidité et risques dans le bassin versant de la Doubégué (Burkina Faso). *Bulletin de l'association de géographes français. Géographies* 91 () : 355-372. ISSN : 0004-5322. doi :10.4000/bagf.1673.
- Robert, E. et al. 2017. Analysis of Suspended Particulate Matter and Its Drivers in Sahelian Ponds and Lakes by Remote Sensing (Landsat and MODIS) : Gourma Region, Mali. *Remote Sensing* 9 :1272. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs9121272.
- Robert, E. et al. 2021. Environmental determinants of E. coli, link with the diarrheal diseases, and indication of vulnerability criteria in tropical West Africa (Kapore, Burkina Faso). *PLOS Neglected Tropical Diseases* 15 :e0009634. ISSN : 1935-2735. doi :10.1371/journal.pntd.0009634.
- Robert, E. et al. 2016. Monitoring water turbidity and surface suspended sediment concentration of the Bagre Reservoir (Burkina Faso) using MODIS and field reflectance data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 52 :243-251. ISSN : 03032434. doi :10.1016/j.jag.2016.06.016.
- Rochelle-Newall, E. et al. 2015. A short review of fecal indicator bacteria in tropical aquatic ecosystems : knowledge gaps and future directions. *Frontiers in Microbiology* 6. ISSN : 1664-302X. doi :10.3389/fmicb.2015.00308.
- Ronneberger, O., Fischer, P. et Brox, T. 2015. U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, sous la dir. de N. Navab et al., 234-241. Lecture Notes in Computer Science. Cham. ISBN : 978-3-319-24574-4. doi :10.1007/978-3-319-24574-4_28.
- Roose, E. 1967. Dix années de mesure de l'érosion et du ruissellement au Sénégal. *ORS-TOM, Agronomie Tropicale* 22 (2) :123-152. ISSN : 0151-1238.
- Rosenblatt, F. 1957. The perceptron, a perceiving and recognizing automaton (project PARA). Buffalo, New-York : Cornell Aeronautical Laboratory, Inc.
- Rosenblatt, F. 1958. The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review* 65 :386-408. ISSN : 1939-1471. doi :10.1037/h0042519.
- Rouse, J. W., Jr. et al. 1974. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. In *NASA. Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symp., Vol. 1, Sect. A*, 351 :309. ADS Bibcode : 1974NASSP.351..309R.

- Salako, F. K., Ghuman, B. S. et Lal, R. 1995. Rainfall erosivity in south-central Nigeria. *Soil Technology* 7 :279-290. ISSN : 0933-3630. doi :10.1016/0933-3630(94)00013-T.
- Sally, H., Lévite, H. et Cour, J. 2011. Local Water Management of Small Reservoirs : Lessons from Two Case Studies in Burkina Faso. *Water Alternatives* 4.
- Scheffer, M. et al. 1993. Alternative equilibria in shallow lakes. *Trends in Ecology & Evolution* 8 :275-279. ISSN : 0169-5347. doi :10.1016/0169-5347(93)90254-M.
- Schwatke, C. et al. 2015a. DAHITI – an innovative approach for estimating water level time series over inland waters using multi-mission satellite altimetry. Publisher : Copernicus GmbH, *Hydrology and Earth System Sciences* 19 :4345-4364. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-19-4345-2015.
- Schwatke, C., Dettmering, D. et Seitz, F. 2020. Volume Variations of Small Inland Water Bodies from a Combination of Satellite Altimetry and Optical Imagery. *Remote Sensing* 12 :1606. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs12101606.
- Schwatke, C. et al. 2015b. Potential of SARAL/AltiKa for Inland Water Applications. *Marine Geodesy* 38 :626-643. ISSN : 0149-0419. doi :10.1080/01490419.2015.1008710.
- Séguis, L. et al. 2011. Contrasted land-surface processes along the West African rainfall gradient. *Atmospheric Science Letters* 12 :31-37. ISSN : 1530-261X. doi :10.1002/asl.327.
- Selvaraju, R. R. et al. 2020. Grad-CAM : Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization. *International Journal of Computer Vision* 128 :336-359. ISSN : 1573-1405. doi :10.1007/s11263-019-01228-7.
- Sheng, Y. et al. 2016. Representative lake water extent mapping at continental scales using multi-temporal Landsat-8 imagery. *Remote Sensing of Environment, Landsat 8 Science Results*, 185 :129-141. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2015.12.041.
- Shi, K. et al. 2019. Remote sensing of cyanobacterial blooms in inland waters : present knowledge and future challenges. *Science Bulletin* 64 :1540-1556. ISSN : 2095-9273. doi :10.1016/j.scib.2019.07.002.
- Shorten, C. et Khoshgoftaar, T. M. 2019. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data* 6 :60. ISSN : 2196-1115. doi :10.1186/s40537-019-0197-0.
- Shu, S. et al. 2020. Analysis of Sentinel-3 SAR altimetry waveform retracking algorithms for deriving temporally consistent water levels over ice-covered lakes. *Remote Sensing of Environment* 239 :111643. ISSN : 00344257. doi :10.1016/j.rse.2020.111643.
- Sighomnou, D. et al. 2013. La crue de 2012 à Niamey : un paroxysme du paradoxe du Sahel? *Science et changements planétaires / Sécheresse* 24 :3-13. ISSN : 1147-7806. doi :10.1684/sec.2013.0370.

- Sikder, M. S. et al. 2022. Harmonized SWOT A Priori Lake-River Database to Monitor Global Surface Water Dynamics. In *AGU Fall Meeting*, OS22A-27. Chicago.
- Sima, S. et Tajrishy, M. 2013. Using satellite data to extract volume–area–elevation relationships for Urmia Lake, Iran. *Journal of Great Lakes Research* 39 :90-99. ISSN : 03801330. doi :10.1016/j.jglr.2012.12.013.
- Sivakunarl, M. V. K. 1989. Agroclimatic Aspects of Rainfed Agriculture in the Sudano-Sahelian Zone. In *International Workshop on Soil, Crop, and Water Management Systems for Rainfed Agriculture in the Sudano-Sahelian Zone*, 17-38. Niamey, Niger. ISBN : A.P. 502324.
- Sivanpillai, R. et Miller, S. N. 2010. Improvements in mapping water bodies using ASTER data. *Ecological Informatics*, Special Issue : Advances in environmental information management, 5 :73-78. ISSN : 1574-9541. doi :10.1016/j.ecoinf.2009.09.013.
- Smith, R. E., Goodrich, D. C. et Unkrich, C. L. 1999. Simulation of selected events on the Catsop catchment by KINEROS2. A report for the GCTE conference on catchment scale erosion models. *Catena* 37 :457-475. doi :10.1016/S0341-8162(99)00033-8.
- Soomets, T. et al. 2019. Comparison of Lake Optical Water Types Derived from Sentinel-2 and Sentinel-3. *Remote Sensing* 11 :2883. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs11232883.
- Soti, V. et al. 2009. Assessing optical earth observation systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 11 :344-351. ISSN : 1569-8432. doi :10.1016/j.jag.2009.05.005.
- Sozzi, M. et al. 2018. Benchmark of Satellites Image Services for Precision Agricultural use. In *Proceedings of the AgEng Conference, Wageningen, The Netherlands*, 8-11.
- Spyrakos, E. et al. 2018. Optical types of inland and coastal waters. *Limnology and Oceanography* 63 :846-870. ISSN : 1939-5590. doi :10.1002/lno.10674.
- Sulistioadi, Y. B. et al. 2015. Satellite radar altimetry for monitoring small rivers and lakes in Indonesia. *Hydrology and Earth System Sciences* 19 :341-359. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-19-341-2015.
- Sun, F. et al. 2021. Comparison of the Hydrological Dynamics of Poyang Lake in the Wet and Dry Seasons. *Remote Sensing* 13 :985. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs13050985.
- Sylla, M. B. et al. 2016. Climate Change over West Africa : Recent Trends and Future Projections. In *Adaptation to Climate Change and Variability in Rural West Africa*, sous la dir. de J. A. Yaro et J. Hesselberg, 25-40. Cham : Springer International Publishing. ISBN : 978-3-319-31499-0. doi :10.1007/978-3-319-31499-0_3.

- Taburet, N. et al. 2020. S3MPC : Improvement on Inland Water Tracking and Water Level Monitoring from the OLTC Onboard Sentinel-3 Altimeters. *Remote Sensing* 12 :3055. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs12183055.
- Tambe, R. G., Talbar, S. N. et Chavan, S. S. 2021. Deep multi-feature learning architecture for water body segmentation from satellite images. *Journal of Visual Communication and Image Representation* 77 :103141. ISSN : 1047-3203. doi :10.1016/j.jvcir.2021.103141.
- Tetteh, G. O. et Schoenert, M. 2015. Automatic Generation of Water Masks from RapidEye Images. *Journal of Geoscience and Environment Protection* 3 :17-23. doi :10.4236/gep.2015.310003.
- Thompson, S. E. et al. 2010. Vegetation-infiltration relationships across climatic and soil type gradients. *J. Geophys. Res* 115. doi :10.1029/2009JG001134.
- Trambauer, P. et al. 2013. A review of continental scale hydrological models and their suitability for drought forecasting in (sub-Saharan) Africa. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, Putting Science into Practice*, 66 :16-26. ISSN : 1474-7065. doi :10.1016/j.pce.2013.07.003.
- Tramblay, Y. et al. 2021. ADHI : the African Database of Hydrometric Indices (1950–2018). *Earth System Science Data* 13 :1547-1560. ISSN : 1866-3508. doi :10.5194/essd-13-1547-2021.
- Tucker, C. et al. 2023. Sub-continental-scale carbon stocks of individual trees in African drylands. *Nature* 615 :80-86. ISSN : 1476-4687. doi :10.1038/s41586-022-05653-6.
- Valentin, C. 2018. L'encroûtement superficiel des sols et la récolte du ruissellement. In *Les sols au coeur de la zone critique 5 : dégradation et réhabilitation*, ISTE, 37-52. Système Terre - Environnement : Série Les Sols. Londres. ISBN : 978-1-78405-383-3.
- Valentin, C. 1994. Sécheresse et érosion au Sahel. *Revue Sécheresse*, ORSTOM, 5 :191-198.
- Valentin, C. 2005. Surface crusts of semi-arid sandy soils : types, functions and management. In *FAO proceedings Management of Tropical sandy soils for sustainable agriculture*.
- Vapnik, V., Golowich, S. et Smola, A. 1997. Support Vector Method for Function Approximation, Regression Estimation and Signal Processing. In *Advances in Neural Information Processing Systems 9*, 281-287. Cambridge : MIT Press. ISBN : 978-0-262-10065-6.
- Venot, J.-P. et Cecchi, P. 2011. Valeurs d'usage ou performance techniques : comment apprécier le rôle des petits barrages en Afrique subsaharienne? *Cahiers Agricultures* 20. doi :10.1684/agr.2010.0457.
- Venot, J.-P. et Krishnan, J. 2011. Discursive Framing : Debates over Small Reservoirs in the Rural South. *Water Alternatives* 4 :316-324.

- Verpoorter, C. et al. 2014. A global inventory of lakes based on high-resolution satellite imagery. *Geophysical Research Letters* 41 :6396-6402. ISSN : 1944-8007. doi :10.1002/2014GL060641.
- Wada, Y. et al. 2017. Human–water interface in hydrological modelling : current status and future directions. *Hydrology and Earth System Sciences* 21 :4169-4193. ISSN : 1027-5606. doi :10.5194/hess-21-4169-2017.
- Wagner, S., Kunstmann, H. et Bárdossy, A. 2006. Model based distributed water balance monitoring of the White Volta catchment in West Africa through coupled meteorological-hydrological simulations. *Advances in Geosciences* 9 :39-44. ISSN : 1680-7340. doi :10.5194/adgeo-9-39-2006.
- Wang, J. et al. 2022. GeoDAR : georeferenced global dams and reservoirs dataset for bridging attributes and geolocations. Publisher : Copernicus GmbH, *Earth System Science Data* 14 :1869-1899. ISSN : 1866-3508. doi :10.5194/essd-14-1869-2022.
- Wang, Z., Gao, X. et Zhang, Y. 2021. HA-Net : A Lake Water Body Extraction Network Based on Hybrid-Scale Attention and Transfer Learning. *Remote Sensing* 13 :4121. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs13204121.
- Williamson, C. E. et al. 1999. Dissolved organic carbon and nutrients as regulators of lake ecosystems : Resurrection of a more integrated paradigm. *Limnology and Oceanography* 44 :795-803. ISSN : 1939-5590. doi :10.4319/lo.1999.44.3_part_2.0795.
- Wu, R. et al. 2020. A Deep Learning Method for Mapping Glacial Lakes from the Combined Use of Synthetic-Aperture Radar and Optical Satellite Images. *Remote Sensing* 12 :4020. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs12244020.
- Xiang, J. et al. 2021. Inland water level measurement from spaceborne laser altimetry : Validation and comparison of three missions over the Great Lakes and lower Mississippi River. *Journal of Hydrology* 597 :126312. ISSN : 0022-1694. doi :10.1016/j.jhydrol.2021.126312.
- Xie, Y., Sha, Z. et Yu, M. 2008. Remote sensing imagery in vegetation mapping : a review. *Journal of Plant Ecology* 1 :9-23. ISSN : 1752-9921. doi :10.1093/jpe/rtm005.
- Xu, H. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing* 27 :3025-3033. ISSN : 0143-1161, 1366-5901. doi :10.1080/01431160600589179.
- Xu, J. et al. 2023. Identifying Alpine Lakes in the Eastern Himalayas Using Deep Learning. *Water* 15 :229. ISSN : 2073-4441. doi :10.3390/w15020229.

- Xue, K. et al. 2019. Optical Classification of the Remote Sensing Reflectance and Its Application in Deriving the Specific Phytoplankton Absorption in Optically Complex Lakes. *Remote Sensing* 11 :184. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs11020184.
- Yameogo, W. V. M. et al. 2023. Monitoring of Water Surfaces in the Nakanbe-Wayen Watershed : Case of Bam and Dem Lakes in Burkina Faso. *International Journal of Natural Resource Ecology and Management* 8 :38. ISSN : 2575-3061. doi :10.11648/j.ijnrem.20230802.11.
- Yao, F. et al. 2023. Satellites reveal widespread decline in global lake water storage. *Science* 380 :743-749. doi :10.1126/science.abo2812.
- Yigit Avdan, Z. et al. 2019. Monitoring the Water Quality of Small Water Bodies Using High-Resolution Remote Sensing Data. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 8 :553. ISSN : 2220-9964. doi :10.3390/ijgi8120553.
- Yu, L. et al. 2017. Convolutional Neural Networks for Water Body Extraction from Landsat Imagery. *International Journal of Computational Intelligence and Applications* 16 :1750001. ISSN : 1469-0268. doi :10.1142/S1469026817500018.
- Yuan, K. et al. 2021. Deep-Learning-Based Multispectral Satellite Image Segmentation for Water Body Detection. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 14 :7422-7434. ISSN : 2151-1535. doi :10.1109/JSTARS.2021.3098678.
- Zeiler, M. D. 2012. ADADELTA : An adaptive learning rate method. 1212.
- Zhang, G., Chen, W. et Xie, H. 2019. Tibetan Plateau's Lake Level and Volume Changes From NASA's ICESat/ICESat-2 and Landsat Missions. *Geophysical Research Letters* 46 :13107-13118. ISSN : 1944-8007. doi :10.1029/2019GL085032.
- Zhang, G. et al. 2011. Monitoring lake level changes on the Tibetan Plateau using ICESat altimetry data (2003–2009). *Remote Sensing of Environment* 115 :1733-1742. ISSN : 0034-4257. doi :10.1016/j.rse.2011.03.005.
- Zhang, Z. et al. 2021. Rich CNN Features for Water-Body Segmentation from Very High Resolution Aerial and Satellite Imagery. *Remote Sensing* 13 :1912. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs13101912.
- Zhao, X. et al. 2023. A Method for Extracting Lake Water Using ViTenc-UNet : Taking Typical Lakes on the Qinghai-Tibet Plateau as Examples. *Remote Sensing* 15 :4047. ISSN : 2072-4292. doi :10.3390/rs15164047.
- Zheng, G. et DiGiacomo, P. M. 2017. Uncertainties and applications of satellite-derived coastal water quality products. *Progress in Oceanography* 159 :45-72. ISSN : 0079-6611. doi :10.1016/j.pocean.2017.08.007.

Zongo, B. et al. 2017. Water quality in forest and village ponds in Burkina Faso (western Africa). *Journal of Forestry Research* 28 :1039-1048. ISSN : 1993-0607. doi :10.1007/s11676-017-0369-8.

Résumé

Suivi des plans d'eau en Afrique de l'Ouest par télédétection : analyse du régime hydrologique par une approche multi-capteurs et classification par réseau de neurones

Les mares, lacs et réservoirs d'Afrique de l'Ouest constituent une ressource essentielle pour les populations. Ils sont très peu instrumentés, leur dynamique spatio-temporelle et leur fonctionnement hydrologique restent très mal connus. Pour pallier ces lacunes, cette thèse utilise des méthodes de télédétection. Le régime hydrologique de 37 plans d'eau du Sahel central est analysé en combinant des données optiques et des données altimétriques. Les pertes en eau (évaporation et prélèvements anthropiques) et les apports d'eau (rivières ou nappes) sont caractérisés. Un réseau de neurones est ensuite développé pour mieux détecter ces plans d'eau. Malgré un apprentissage assez réduit, le modèle montre de bonnes performances et permet d'identifier les plans d'eau de petite taille et souvent couverts de végétation aquatique, qui, avec les plans d'eau très turbides, sont majoritaires. Cette thèse offre de nouvelles perspectives pour le suivi des plans d'eau en Afrique de l'Ouest par satellite.

Mots-clés : Afrique de l'Ouest, petits plans d'eau, optique, altimétrie, régime hydrologique, réseau de neurones, végétation aquatique.

Abstract

Monitoring water bodies in West Africa using remote sensing data : analysis of hydrological regime with a multi-sensor approach and classification with neural networks

Ponds, lakes, and reservoirs in West Africa are essential resources for populations. However they are poorly instrumented so that their spatio-temporal dynamics and hydrological regime are still poorly known. To fill these gaps, this thesis uses remote sensing data. First, the hydrological regime of 37 water bodies in central Sahel is analysed using a combination of optical and altimetry data. Water losses are attributed to evaporation or anthropogenic withdrawals and water inflows to rivers or groundwater exchanges. Then, a neural network method is developed to improve the detection of these water bodies. Despite a limited training dataset, the model performs well, particularly for small water bodies with aquatic vegetation that, together with very turbid waters, constitute the majority of water bodies. This thesis offers new perspectives for satellite monitoring of water bodies in West Africa.

Keywords : West Africa, small water bodies, optical imagery, altimetry, hydrological regime, neural network, aquatic vegetation.

Auteure : Mathilde de Fleury

Directeurs.ices de thèse : Eric Mougin et Manuela Grippa

Lieu et date de soutenance : Toulouse (France) le 11/12/2023

Discipline : Surfaces et interfaces continentales, Hydrologie

Université : Université Toulouse 3 Paul Sabatier

Laboratoire : Géoscience Environnement Toulouse (GET-UMR5563)