

Dynamique hydro-climatique des eaux de surface dans le bassin ivoirien du Niger : apport des indices NDWI et MNDW

Justin Kouadio KONAN^{1*}, Bi Vami Hermann N'GUESSAN², Djaha Levix Nadir KOFFI³, Grivenik Gad EBOLA MOULOUNDA^{3*}

Résumé

Cette étude analyse la dynamique spatio-temporelle des eaux de surface dans la portion ivoirienne du bassin du Niger, un système fortement influencé par la variabilité hydro-climatique. L'objectif est de caractériser l'évolution des surfaces en eau et d'expliquer leur organisation spatiale en lien avec les conditions climatiques et le bilan hydrique. L'approche méthodologique repose sur l'exploitation d'images satellitaires multi-sources (Landsat et Sentinel-2) couvrant la période 1986–2024, traitées dans Google Earth Engine. Les indices NDWI et MNDWI ont été combinés à une approche de GéoAI basée sur la segmentation spatiale, permettant de dépasser les limites des méthodes classiques fondées sur des seuils radiométriques. Cette intégration constitue une innovation méthodologique majeure, en améliorant la détection des surfaces en eau dans les environnements complexes. Les résultats montrent une forte variabilité interannuelle, avec un NDWI variant de 0,00077 à 0,08343 et un MNDWI de 0,0144 à 0,14097. Le coefficient de variation atteint 109,1 % pour le NDWI contre 72,1 % pour le MNDWI, confirmant la meilleure robustesse de ce dernier. Les surfaces en eau passent de 0,65 km² en 1986 à 11,97 km² en 2000 (+266 %), avant de chuter à 0,36 km² en 2020. Le bilan hydrique est globalement déficitaire, avec des valeurs atteignant -906 mm et une dominance des classes déficitaires représentant 56,5 % du bassin. Contrairement aux approches classiques, l'intégration de la GéoAI permet une meilleure prise en compte des structures spatiales, réduisant les erreurs de classification et améliorant la cohérence des résultats. Cette étude met ainsi en évidence le rôle déterminant du bilan hydrique dans la dynamique des eaux de surface, tout en proposant une approche intégrée et innovante combinant indices spectraux et intelligence artificielle géospatiale, applicable à d'autres bassins tropicaux.

Mots-clés : Intelligence artificielle géospatiale (GeoAI) ; Dynamique des eaux de surface ; Bilan hydrique ; Variabilité climatique ; Bassin du Niger

Abstract

strongly influenced by hydro-climatic variability. The objective is to assess surface water changes and explain their spatial organization in relation to climatic conditions and water balance. The methodology relies on multi-source satellite imagery (Landsat and Sentinel-2) from 1986 to 2024, processed using Google Earth Engine. NDWI and MNDWI indices were combined with a GeoAI-based spatial segmentation approach, overcoming the limitations of traditional threshold based methods. This integration represents a significant methodological contribution, improving surface water detection in complex environments. Results show strong inter-annual variability, with NDWI ranging from 0.00077 to 0.08343 and MNDWI from 0.0144 to 0.14097. The coefficient of variation reaches 109.1% for NDWI and 72.1% for MNDWI, indicating greater robustness of MNDWI. Surface water extent increased from 0.65 km² in 1986 to 11.97 km² in 2000 (+266%), before decreasing to 0.36 km² in 2020. The water balance is predominantly negative, reaching -906 mm, with deficit areas covering 56.5% of the basin. Unlike conventional approaches, the integration of GeoAI enables better representation of spatial structures, reducing classification errors and improving result consistency. This study highlights the key role of water balance in controlling surface water dynamics and proposes an innovative integrated framework combining spectral indices and geospatial artificial intelligence, applicable to other tropical basins.

Keywords: Geospatial Artificial Intelligence (GeoAI); Surface water dynamics; Water balance; Climate variability; Niger River

1UFR des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STRM),
Université Félix Houphouët-Boigny/ED-STAD/CURAT
2UFR des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STRM),
Université Félix Houphouët-Boigny/ED-STAD/CURAT
3UFR des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STRM),
Université Félix Houphouët-Boigny/ED-STAD/CURAT

3*Ingénieur de recherche chez Geomatique métier d'avenir
*Auteur correspondant : Tél. : + 225 0758970513
Justin Kouadio KONAN^{1*}, (justinkouadiokonan@gmail.com)
Bi Vami Hermann N'GUESSAN², (vami@outlook.com)
Djaha Levix Nadir KOFFI³, (levixnadirkoffi@gmail.com)
Grivenik Gad EBOLA MOULOUNDA (ebaulatmoulounda@gmail.com)

I. INTRODUCTION

Les ressources en eau jouent un rôle fondamental dans le fonctionnement des écosystèmes et le développement socio-économique, notamment dans les régions tropicales où elles soutiennent de manière déterminante les activités agricoles, pastorales et domestiques. Cependant, ces ressources sont de plus en plus affectées par la variabilité climatique et les changements

environnementaux, qui modifient les régimes hydrologiques et accentuent les risques de pénurie ou d'excès d'eau (Arias

et al., 2021). En Afrique de l'Ouest, plusieurs études récentes mettent en évidence une intensification des extrêmes climatiques, caractérisée par une alternance accrue d'épisodes

et humides, influençant directement la disponibilité des ressources hydriques (Diedhiou et al., 2021). Cette situation souligne la nécessité de disposer d'outils performants pour le suivi des dynamiques hydrologiques à différentes échelles spatiales et temporelles. Dans ce contexte, la télédétection constitue un levier majeur pour l'analyse des surfaces en eau, notamment grâce à l'exploitation des images satellitaires. Les approches récentes montrent que l'utilisation des indices

spectraux permet une détection efficace des surfaces en eau, même dans des environnements complexes (Yang et al., 2020). Par ailleurs, l'intégration des approches d'intelligence artificielle géospatiale (GéoAI) et des plateformes de calcul telles que Google Earth Engine améliore la précision des analyses et facilite le traitement de grandes quantités de données (Zhu et al., 2021). Malgré ces avancées, peu d'études ont combiné de manière intégrée les indices de télédétection, les techniques d'interpolation spatiale des données climatiques et les approches GéoAI pour analyser la dynamique hydro-climatique des eaux de surface dans la portion ivoirienne du bassin du Niger. Cette zone demeure fortement exposée aux fluctuations climatiques et aux pressions environnementales, ce qui en fait un espace stratégique pour la gestion durable des ressources en eau. Dans ce contexte, la présente étude s'inscrit dans une problématique centrale :

comment caractériser de manière fiable la dynamique spatio-temporelle des eaux de surface dans un bassin soumis à une forte variabilité hydro climatique ? Plus spécifiquement, il s'agit de déterminer dans quelle mesure les indices de télédétection (NDWI et MNDWI), combinés aux paramètres hydro-climatiques, permettent d'analyser et d'expliquer les variations des surfaces en eau. L'objectif général de cette étude est d'expliquer la dynamique spatio-temporelle des surfaces en eau dans la portion ivoirienne du bassin du Niger à partir de l'analyse des indices spectraux NDWI et MNDWI, en relation avec les conditions hydro-climatiques. La variabilité spatio-temporelle des surfaces en eau dans la portion ivoirienne du bassin du Niger résulte principalement des fluctuations des précipitations, modulées par l'intensité de l'évapotranspiration, traduisant ainsi la dépendance des surfaces en eau au bilan hydrique du bassin.

II. PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE

La zone d'étude correspond à la portion ivoirienne du bassin versant du fleuve Niger, située au nord de la Côte d'Ivoire. Elle s'inscrit dans le sous-bassin du Bani, constituant la partie amont du système hydrologique du Niger. Elle s'étend approximativement entre les longitudes 9°20' et 10°06' Ouest et les latitudes 6° et 8° Nord, et couvre une superficie d'environ 31 633 km², soit près de 9,8 % du territoire national. Sur le plan administratif, la zone d'étude s'étend sur les districts des Savanes et du Denguélé, englobant les régions de la Bagoué, du Kabadougou et du Folon. Elle comprend plusieurs unités administratives, notamment les départements de Boundiali, Kouto, Tengrela, Odienné, Minignan, Samatiguila et Madinani. Cette organisation territoriale témoigne d'une occupation de l'espace marquée par des activités agricoles et pastorales fortement dépendantes des ressources en eau. D'un point de vue hydrologique, la zone est caractérisée par un réseau hydrographique structuré, dominé par des cours d'eau temporaires et permanents qui alimentent le fleuve Niger. Cette organisation reflète un système de drainage sensible aux conditions climatiques, notamment aux variations des précipitations et de l'évapotranspiration. La présence de bas-fonds et de zones humides favorise la formation de surfaces en eau temporaires, particulièrement en saison

des pluies. Sur le plan climatique, la zone appartient au domaine soudano-guinéen, caractérisé par une alternance marquée entre saison humide et saison sèche. Cette variabilité climatique influence directement la dynamique des ressources en eau, entraînant des phases d'expansion et de contraction des surfaces en eau observées à travers les indices NDWI et MNDWI. Ainsi, les caractéristiques géographiques, hydrologiques et climatiques de la zone d'étude en font un espace particulièrement pertinent pour l'analyse de la dynamique hydro-climatique des eaux de surface (Figure 1).

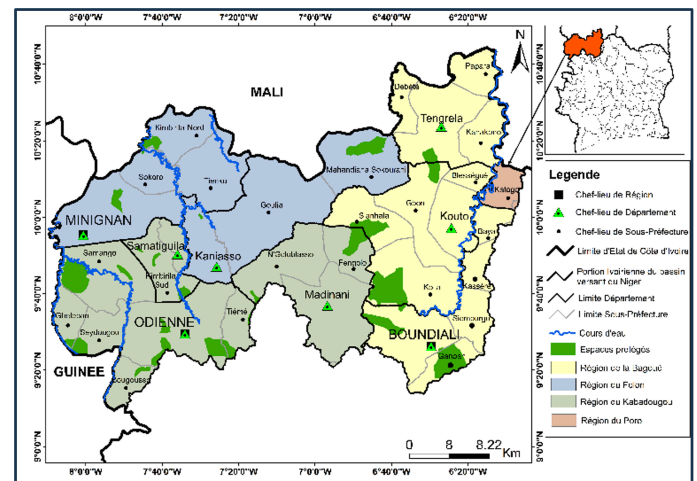


Figure 1 : Localisation de la zone d'étude

III. DONNÉES

Dans le cadre de cette étude, les données utilisées proviennent principalement d'images satellitaires optiques multi-capteurs couvrant la période de 1986 à 2025. Les principales sources incluent les satellites Landsat 5, Landsat 7, Landsat 8 et Sentinel-2A, offrant une couverture temporelle et spatiale adaptée à l'analyse des surfaces en eau. Les images Landsat ont été acquises via la base de données du United States Geological Survey, tandis que les images Sentinel-2A proviennent du programme Copernicus de l'European Space Agency. L'ensemble des données a été collecté à partir de la plateforme Google Earth Engine, qui offre un accès à des archives satellitaires multi-temporelles.

Les bandes spectrales exploitées correspondent principalement aux bandes verte (Green), proche infrarouge (NIR) et moyen infrarouge (MIR), nécessaires à l'identification des surfaces en eau. La résolution spatiale des images varie entre 30 m pour les capteurs Landsat et 10 m pour Sentinel-2A, permettant une analyse détaillée des surfaces hydriques.

Les données ont été sélectionnées en fonction de leur qualité radiométrique, en privilégiant les images présentant une faible couverture nuageuse. Elles ont été organisées selon différentes périodes de l'année (janvier, janvier-février, mai-juin, août-novembre), afin de prendre en compte la variabilité saisonnière des conditions hydrologiques (Tableau 1).

Tableau 1 : Détail des données satellitaires utilisées

Année	Période	Satellite	Capteur	Type d'image	Bandes utilisées	Résolution spatiale
1986	Janvier	Landsat 5	TM	optique	Green, NIR, MIR	30 m
1990	Octobre – Novembre	Landsat 5	TM	optique	Green, NIR, MIR	30 m
1995	Mai – Juin	Landsat 7	ETM+	optique	Green, NIR, MIR	30 m
2000	Janvier – Février	Landsat 7	ETM+	optique	Green, NIR, MIR	30 m
2005	Septembre – Novembre	Landsat 4–5	TM	optique	Green, NIR, MIR	30 m
2010	Janvier – Février	Landsat 5	TM	optique	Green, NIR, MIR	30 m
2015	Janvier	Landsat 8	OLI	optique	Green, NIR, MIR	30 m
2020	Janvier / Août – Novembre	Landsat 8	OLI	optique	Green, NIR, MIR	30 m
2025	Janvier – Août	Sentinel-2A	MSI	optique	Green, NIR, MIR	10 m

IV. MÉTHODES

IV.1. Prétraitements

L'étude s'appuie sur des images satellitaires multisources issues des capteurs Landsat (TM, ETM+, OLI) et Sentinel-2 (MSI), couvrant la période d'analyse. Les données ont été extraites et traitées dans l'environnement Google Earth Engine (Gorelick et al., 2017). Afin d'assurer la comparabilité inter-capteurs et inter-temporelle, seules des images en réflectance de surface ont été utilisées. Les images Landsat proviennent de la collection Landsat Collection 2 Level-2, intégrant une correction atmosphérique via l'algorithme LaSRC (Vermote et al., 2016), tandis que les images Sentinel-2 correspondent au niveau Level-2A, corrigées à l'aide de l'algorithme Sen2Cor (Main-Knorn et al., 2017).

Cette transformation en réflectance de surface constitue une étape de normalisation radiométrique, permettant de corriger les effets atmosphériques ainsi que les variations liées aux capteurs et aux conditions d'acquisition. Elle garantit une homogénéité des données dans le temps et rend possible une comparaison fiable des indices spectraux (Roy et al., 2021). Un filtrage des images a été réalisé afin d'exclure les pixels affectés par la couverture nuageuse et les ombres associées. Pour les images Landsat, le masque de qualité (QA_PIXEL) a été utilisé, tandis que pour Sentinel-2, les bandes de classification (QA60 et SCL) ont permis d'identifier et d'éliminer les pixels nuageux.

Le choix des scènes satellites à intervalles de cinq ans vise à analyser l'évolution spatio-temporelle des surfaces en eau et des paramètres hydrologiques sur le long terme tout en réduisant les redondances entre les images successives. Cette approche permet de mettre en évidence les principales dynamiques environnementales et hydrologiques du bassin à différentes périodes représentatives.

L'intervalle quinquennal a également été retenu afin d'assurer une meilleure disponibilité des images Landsat exploitables, notamment celles présentant une faible couverture nuageuse et une qualité radiométrique acceptable. Ce choix facilite ainsi la comparaison des états hydrologiques du bassin entre

différentes périodes clés comprises entre 1986 et 2025.

Par ailleurs, cette méthode permet de suivre les tendances majeures de l'évolution des ressources en eau sans surcharger l'analyse avec des scènes annuelles souvent répétitives ou incomplètes.

IV.1. Variabilité spatio-temporelle des surfaces en eau

Dans le cadre de cette étude, la dynamique spatio-temporelle des eaux de surface a été analysée à partir d'indices spectraux, permettant de discriminer les surfaces en eau en fonction de leurs signatures radiométriques.

L'indice de ratio hydrique (WRI), développé par Shen et al. (2010) et Zhang et al. (2011), repose sur la réflectance dominante de l'eau dans les bandes verte et rouge par rapport au proche infrarouge et à l'infrarouge moyen. Il est défini comme suit :

$$WRI = \frac{\text{Green} + \text{Red}}{\text{NIR} + \text{MIR}}$$

Les valeurs du WRI sont généralement supérieures à 1 pour les surfaces en eau.

L'indice de différence normalisée de l'eau (NDWI), proposé par McFeeters (1996), exploite la forte absorption de l'eau dans le proche infrarouge et sa réflectance dans le vert :

$$NDWI = \frac{\text{Green} - \text{NIR}}{\text{Green} + \text{NIR}}$$

Cet indice permet de discriminer efficacement les surfaces en eau de la végétation, mais présente des limites dans les zones urbaines et sur les sols nus.

Afin de pallier ces limitations, l'indice modifié de l'eau (MNDWI), introduit par Xu (2006), a été mobilisé. Il améliore la détection des surfaces en eau en réduisant l'influence des surfaces bâties :

$$MNDWI = \frac{\text{Green} - \text{MIR}}{\text{Green} + \text{MIR}}$$

En complément, la composante humidité de la transformation Tasseled Cap (Kauth et Thomas, 1976 ; Crist et Cicone, 1984) a été utilisée afin d'identifier les zones à forte humidité :

$$\text{Humidité} = 0,1509 \text{ Bleu} + 0,1793 \text{ Vert} + 0,3279 \text{ Rouge} + 0,3406 \text{ NIR} - 0,7112 \text{ MIR} - 0,4572 \text{ SWIR}$$

Ces différents indices ont permis d'identifier non seulement les plans d'eau libres, mais également les zones humides et les surfaces associées aux dynamiques hydrologiques du bassin.

Afin de caractériser la variabilité des surfaces en eau, plusieurs indicateurs statistiques ont été calculés :

$$R = \frac{X_{\max}}{X_{\min}}$$

$$A = X_{\max} - X_{\min}$$

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \times 100$$

B Ces indicateurs permettent d'évaluer l'intensité des fluctuations hydrologiques et la variabilité interannuelle des surfaces en eau. Le tableau 2 ci-dessous, nous présente la définition des différents termes des équations.

Tableau 2 : Définition des symboles et variables

Symbole	Définition	Description
Green	Bande verte	Réflectance dans le domaine du visible ($\approx 0,52 - 0,60 \mu\text{m}$), sensible à la turbidité de l'eau
Red	Bande rouge	Réflectance dans le domaine du rouge ($\approx 0,63 - 0,69 \mu\text{m}$), liée à la végétation
NIR	Proche infrarouge	Réflectance dans le proche infrarouge ($\approx 0,76 - 0,90 \mu\text{m}$), fortement absorbée par l'eau
M I R (S W I R)	Infrarouge moyen	Réflectance dans l'infrarouge moyen ($\approx 1,55 - 1,75 \mu\text{m}$), utile pour distinguer l'eau des sols nus et zones urbaines
NDWI	Indice d'eau normalisé	Indice permettant de détecter les surfaces en eau à partir des bandes Green et NIR
MNDWI	Indice d'eau modifié	Version améliorée du NDWI utilisant la bande MIR pour une meilleure discrimination
WRI	Indice de ratio hydrique	Indice renforçant la discrimination entre surfaces en eau et non-eau
Xmax	Valeur maximale	Valeur maximale de l'indice observée sur la période étudiée
Xmin	Valeur minimale	Valeur minimale de l'indice observée
μ (mu)	Moyenne	Valeur moyenne des observations
σ (sigma)	Écart-type	Mesure de la dispersion des valeurs autour de la moyenne
R	Rapport des extrêmes	$R = X_{\text{max}} / X_{\text{min}}$, mesure l'intensité relative des variations
A	Amplitude	$A = X_{\text{max}} - X_{\text{min}}$, mesure l'écart entre les valeurs extrêmes
CV	Coefficient de variation	$CV = (\sigma / \mu) \times 100$, mesure la variabilité relative en pourcentage

L'extraction des surfaces en eau repose sur l'utilisation des indices spectraux NDWI et MNDWI, calculés à partir des bandes verte (Green), proche infrarouge (NIR) et infrarouge moyen (MIR). Ces indices permettent de discriminer efficacement les surfaces en eau libre des autres occupations du sol. Les surfaces en eau ont été identifiées par seuillage des valeurs des indices. Un seuil de 0,01 a été retenu pour classer les pixels en eau, tout pixel présentant une valeur supérieure à ce seuil étant considéré comme une surface en eau libre.

Ce seuil a été appliqué sur des images normalisées en réflectance de surface, garantissant la stabilité des valeurs des indices et leur comparabilité dans le temps. Le choix de ce seuil repose sur l'analyse des distributions statistiques des indices et vise à limiter les confusions avec les sols nus, les ombres et certaines surfaces anthropisées, tout en assurant une détection cohérente des surfaces en eau libre, incluant les plans d'eau

permanents et les écoulements temporaires. Dans le cadre de cette étude, une approche d'intelligence artificielle géospatiale (GéoAI) a été mobilisée afin d'améliorer la caractérisation de l'organisation spatiale des surfaces en eau, en complément des méthodes fondées sur les indices spectraux.

L'approche adoptée repose sur l'utilisation d'un modèle de segmentation sémantique pré-entraîné, intégré dans l'environnement ArcGIS Pro à travers l'outil Water Body Extraction. Ce modèle permet une classification pixel à pixel des surfaces en eau à partir des données satellitaires, en mobilisant simultanément les informations spectrales et spatiales. Il convient de préciser que ce modèle n'a pas fait l'objet d'un entraînement spécifique sur des données locales dans le cadre de cette étude. Il est utilisé comme un outil opérationnel de classification, permettant d'améliorer l'extraction des surfaces en eau en exploitant les structures spatiales et les motifs morphologiques observés.

L'application du modèle aux images satellitaires préalablement normalisées, issues de la plateforme Google Earth Engine, a permis de produire un raster de classification distinguant les surfaces en eau libre des autres occupations du sol. Cette approche améliore la lecture de l'organisation spatiale des surfaces en eau, en mettant en évidence leur structuration le long du réseau hydrographique et leur distribution au sein des axes de drainage. L'évaluation des résultats repose sur la cohérence entre les structures spatiales identifiées et les variables hydro-climatiques du bassin, notamment les précipitations, l'évapotranspiration et le bilan hydrique. Dans ce contexte, la GéoAI constitue un outil d'analyse spatiale complémentaire permettant d'affiner

l'interprétation des dynamiques des surfaces en eau, sans constituer un modèle prédictif spécifique à cette étude. Les surfaces en eau détectées ont été validées par comparaison avec la base de données de référence JRC Global Surface Water (version 1.4). Les zones présentant une occurrence supérieure à 75 % ont été considérées comme des eaux de surface permanentes, tandis que les autres surfaces détectées correspondent à des eaux temporaires. Les superficies des plans d'eau ont été estimées à partir du nombre de pixels classifiés comme eau, en tenant compte de la résolution spatiale des images (30 m pour Landsat et 10 m pour Sentinel-2A), puis converties en kilomètres carrés (km^2).

IV.3. Dynamique hydro-climatique des eaux de surface

L'analyse de la dynamique hydro-climatique des surfaces en eau repose sur l'examen des relations entre les variations des indices NDWI et MNDWI et les variables hydro-climatiques du bassin versant. Les variables hydro-climatiques retenues incluent les précipitations (P), les débits hydrologiques (Q), l'évapotranspiration de corrigé (ETc) et la température de l'air (T). Les précipitations et les débits représentent les principaux apports hydriques du système, tandis que l'évapotranspiration, contrôlée par la température, traduit les pertes en eau liées aux conditions atmosphériques (IPCC, 2021). L'évapotranspiration de référence (ET₀) a été estimée selon la méthode de Penman-Monteith recommandée par la Food and Agriculture Organization (Allen et al., 1998), qui

constitue la référence standard pour l'estimation des pertes hydriques. Elle s'exprime par :

$$ET_0 = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T+273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 u_2)}$$

où $\overline{R_n}$ correspond au rayonnement net reçu à la surface, tandis que G représente le flux de chaleur du sol. La variable T désigne la température de l'air, alors que u_2 correspond à la vitesse du vent mesurée à 2 mètres de hauteur. Le terme $(e_s - e_a)$ traduit le déficit de pression de vapeur, indicateur de la demande évaporative de l'atmosphère. Par ailleurs, Δ représente la pente de la courbe de pression de vapeur saturante, et γ correspond à la constante psychrométrique. Après la normalisation et l'analyse de l'ensemble des paramètres nécessaires à l'étude du bilan hydrologique de surface dans le bassin versant du Niger, l'évapotranspiration corrigée a été estimée à partir de l'évapotranspiration de référence en intégrant un coefficient cultural, selon la relation suivante :

$$ET_c = K_c \times ET_0$$

Où ET_c représente l'évapotranspiration corrigée, ET_0 l'évapotranspiration de référence estimée selon la méthode de Penman-Monteith, et K_c le coefficient cultural (sans unité), permettant de prendre en compte les caractéristiques de la couverture du sol et de la végétation.

Le bilan hydrologique a ensuite été évalué à partir d'une formulation simplifiée reposant sur la différence entre les apports et les pertes en eau du système, exprimée comme suit :

$$\text{Bilan hydrologique} = \sum \text{apports d'entrée} - \sum \text{apports de sortie}$$

Dans cette étude, cette relation est traduite par :

$$\text{Bilan hydrologique} = P - ET_c - L_e$$

où P représente les précipitations, ET_c l'évapotranspiration corrigée et L_e la lame d'eau écoulée.

Dans l'expression du bilan hydrologique, P représente les précipitations, qui constituent la principale source d'apport en eau. Le terme ET_c désigne l'évapotranspiration corrigée au sol, traduisant les pertes hydriques liées aux processus atmosphériques et à la végétation. Enfin, L_e correspond à la lame d'eau écoulée, qui représente la fraction des précipitations transférées vers les écoulements de surface. Autrement dit, il s'agit du débit de sortie. En complément, l'indice normalisé de précipitation (SPI) a été mobilisé comme indicateur des anomalies pluviométriques, permettant de caractériser l'intensité et la durée des épisodes de sécheresse et d'humidité à différentes échelles temporelles, sur la base des seules précipitations (Vicente-Serrano Sergio M. et al., 2010).

Le SPI a été calculé à partir des données de précipitations et de température issues de la plateforme météo blue, à l'aide du logiciel R. Par ailleurs les mêmes données ayant servi pour SPI ont également été inclus dans le bilan mais avec le bilan, il y'a eu correction culturelle et étude de la lame d'eau écoule avec les débits et le tout normalisé en mm. L'analyse a été

conduite à travers la comparaison des séries temporelles des indices NDWI et MNDWI et des variables hydro-climatiques, afin d'examiner les relations entre les fluctuations climatiques et la dynamique des eaux de surface.

V. RÉSULTATS

V.1. Variabilité spatio-temporelle des eaux de surface au seuil 0.01

L'évolution des indices NDWI et MNDWI, calculés selon un seuil de 0,01 après normalisation radiométrique inter-capteurs, met en évidence une variabilité interannuelle marquée des surfaces en eau dans le bassin étudié. Le NDWI varie entre 0,00077 et 0,08343, tandis que le MNDWI s'inscrit dans une plage comprise entre 0,0144 et 0,14097, traduisant des amplitudes importantes mais différenciées selon l'indice, en raison de leur sensibilité respective aux conditions de surface et à la turbidité.

Entre 1986 et 1995, le NDWI passe de 0,015 à 0,002, soit une diminution absolue de 0,013, correspondant à une réduction significative de l'extension des surfaces en eau. Cette dynamique s'interprète en termes de déficit hydrique, résultant d'une baisse des apports pluviométriques et d'une augmentation de la demande évaporative, en cohérence avec la période de sécheresse observée en Afrique de l'Ouest durant les années 1980 (Figure 3).

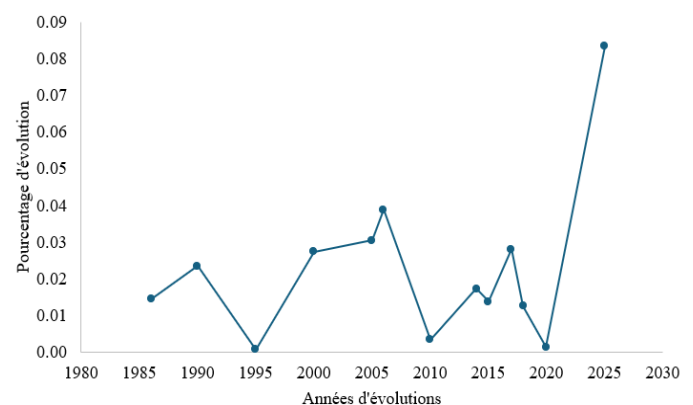


Figure 3 : Évolution temporelle du NDWI (1986–2025) au seuil de 0,01

Sur la même période, le MNDWI augmente de 0,015 à 0,040, évolution qui traduit une redistribution spatiale de l'eau, notamment sa concentration dans les zones basses, plutôt qu'une augmentation globale des ressources hydriques (Figure 4).

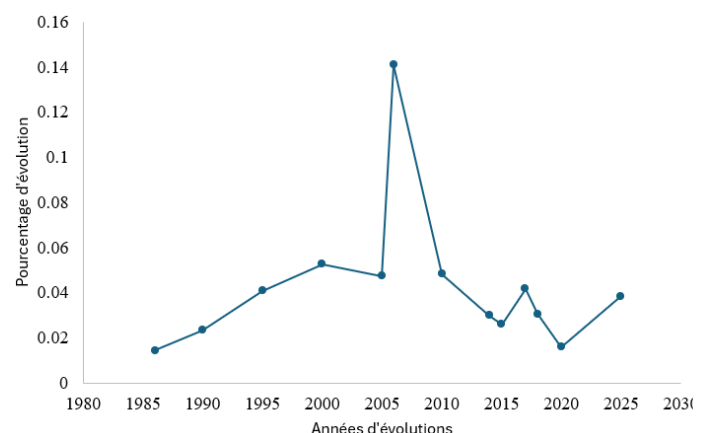


Figure 4 : Évolution temporelle du MNDWI (1986–2025) au seuil de 0,01

À partir de 1995, les deux indices enregistrent une augmentation progressive jusqu'en 2005, avec un NDWI atteignant 0,038 et un MNDWI culminant à 0,14. Cette phase correspond à une expansion des surfaces en eau, traduisant une amélioration relative des conditions hydriques. Après 2005, une diminution nette est observée, le NDWI chutant à 0,005 en 2010 et le MNDWI à 0,05, avant une phase de fluctuations entre 2010 et 2020, durant laquelle le NDWI oscille entre 0,002 et 0,029 et le MNDWI entre 0,015 et 0,045. Cette séquence met en évidence une instabilité du système hydrologique, caractérisée par une alternance de phases de réduction et d'expansion des surfaces en eau supérieure de près de 0,045 au maximum observé précédemment (0,038 en 2005), correspondant à une augmentation d'environ +118 %. Cette évolution traduit une extension significative des surfaces en eau détectées. Elle s'explique par l'amélioration de la résolution spatiale des images, passant de 30 m (Landsat) à 10 m (Sentinel 2), permettant une détection plus fine des petites surfaces en eau, ainsi que par l'intégration de surfaces temporairement saturées ou inondées dans la classe "eau". Dans le même temps, le MNDWI atteint 0,038, indiquant une reprise modérée, sans retrouver les niveaux observés en 2005. Les indicateurs statistiques synthétisent ces dynamiques (Tableau 3). À l'inverse, le MNDWI présente un rapport de 9,78, indiquant une variabilité plus modérée et une meilleure stabilité. Les indices NDWI et MNDWI, étant sans dimension, traduisent une signature spectrale relative de la présence d'eau.

Tableau 3 : Indicateurs de variabilité des surfaces en eau issus du MNDWI et du NDWI (indices sans dimension)

Indicateur	MNDWI	NDWI
Valeur minimale	0.0144	0.00077
Valeur maximale	0.14097	0.08343
Amplitude ($A = X_{\max} - X_{\min}$)	0.12655	0.08266
Rapport ($R = X_{\max} / X_{\min}$)	9.78	108.35
Moyenne (μ)	0.043	0.022
Écart-type (σ)	0.031	0.024
Coefficient de Variation (CV %)	72.1 %	109.1 %

L'analyse met en évidence une dynamique des surfaces en eau structurée en trois phases principales : une phase de contraction entre 1986 et 1995, une phase d'expansion entre 1995 et 2005, puis une phase de variabilité entre 2010 et 2020, suivie d'une augmentation marquée en 2025. Dans l'ensemble, le coefficient de variation du NDWI (109,1 %) supérieur à 100 % traduit une très forte variabilité relative des surfaces en eau, liée à la faible valeur moyenne de l'indice et à l'existence de fluctuations marquées dans le temps. Cette dispersion importante reflète une forte sensibilité du système hydrologique aux conditions hydro-climatiques.

V.2. Organisation spatiale des surfaces en eau

L'analyse des cartes issues des indices NDWI met en évidence une évolution progressive des surfaces en eau entre 1986 et 1995. En 1986, la surface en eau estimée est de 0,65 km²,

traduisant une présence très limitée des plans d'eau. En 1990, cette surface augmente significativement pour atteindre 5,31 km², soit une multiplication par plus de huit. Cette tendance se poursuit en 1995, avec une surface de 9,18 km². Cependant, en 2000, la surface en eau diminue à 6,23 km², traduisant une régression des surfaces en eau. Cette évolution s'explique par une dégradation des conditions hydro-climatiques du bassin. En effet, l'analyse du SPI met en évidence une transition vers des valeurs négatives à la fin des années 1990, indiquant un déficit pluviométrique. Parallèlement, le bilan hydrique devient déficitaire dans plusieurs secteurs du bassin, avec des valeurs comprises entre environ -195 mm et -538 mm, traduisant une situation où les pertes en eau par évapotranspiration excèdent les apports pluviométriques.

Dans ce contexte de déficit hydrique ($P < ET_c$), l'alimentation des zones humides est réduite, ce qui entraîne une diminution de l'extension spatiale des surfaces en eau. Cette évolution met en évidence la sensibilité des milieux hydriques aux fluctuations du bilan hydrique, où la combinaison d'un déficit pluviométrique et d'une forte demande évaporatoire favorise la régression des surfaces en eau. L'analyse basée sur le MNDWI confirme cette dynamique, mais avec des surfaces systématiquement plus élevées. Les surfaces passent de 3,27 km² en 1986 à 7,61 km² en 1990, puis à 9,18 km² en 1995, pour atteindre 11,97 km² en 2000. Cette différence souligne la capacité du MNDWI à détecter davantage de surfaces en eau, notamment dans les zones de faible profondeur ou partiellement végétalisées. Dans l'ensemble, les cartes montrent une augmentation progressive des surfaces en eau entre 1986 et 1995, suivie d'une évolution plus contrastée après 1995. Toutefois, ces surfaces restent relativement faibles à l'échelle du bassin, ce qui indique que les variations observées concernent principalement des zones localisées et non une transformation généralisée du système hydrologique. (Figure 5).

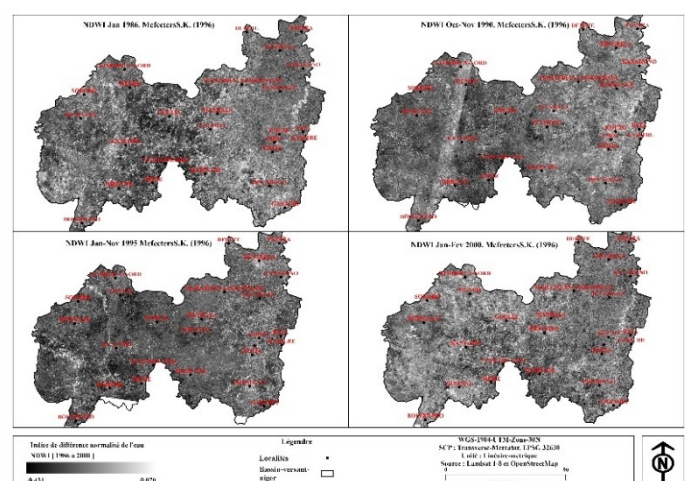


Figure 5 : Cartographie de NDWI dans la portion ivoirienne

L'analyse des cartes NDWI met en évidence une évolution contrastée des surfaces en eau entre 1986 et 2020. En 1986, la surface en eau est faible (0,65 km²), puis augmente progressivement pour atteindre 5,31 km² en 1990 et 9,18 km² en 1995, traduisant une phase d'extension localisée des zones en eau. En 2000, cette surface diminue à 6,23 km², marquant

une contraction partielle. La période récente (2010–2020) se caractérise par une forte variabilité, avec des surfaces passant de 0,77 km² en 2010 à 0,59 km² en 2015, puis 2,85 km² en 2018, avant de chuter à 0,32 km² en 2020. Cette dynamique traduit des fluctuations rapides et localisées des surfaces en eau. (Figure 6). Par ailleurs, les surfaces estimées avec le MNDWI sont systématiquement plus élevées (jusqu'à 11,97 km² en 2000), confirmant une détection plus étendue des zones humides. Dans l'ensemble, les surfaces en eau restent faibles et spatialement limitées, indiquant une dynamique dominée par des variations locales plutôt qu'une transformation globale du régime hydrologique.

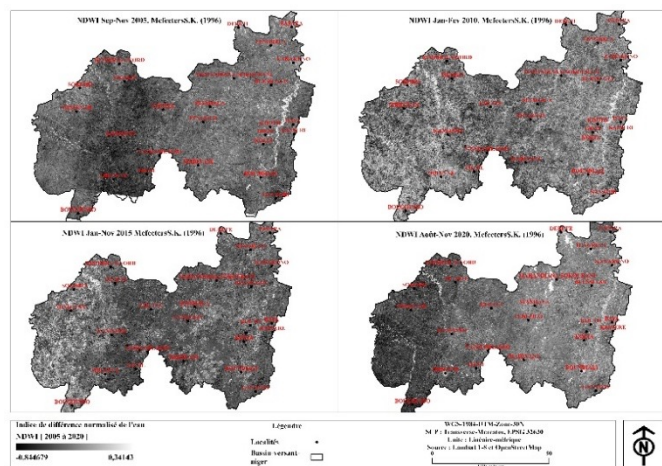


Figure 6 : Cartographie diachronique du NDWI dans le bassin versant (2005, 2010, 2015 et 2020)

L'analyse des cartes MNDWI met en évidence une augmentation progressive des surfaces en eau entre 1986 et 2000. En 1986, la surface en eau est estimée à 3,27 km², traduisant une présence limitée des zones humides. En 1990, cette surface augmente à 7,61 km², soit plus du double, indiquant une extension significative des surfaces en eau. Cette dynamique se poursuit en 1995, où la surface atteint 9,18 km², traduisant une expansion continue des zones humides. En 2000, la surface en eau atteint 11,97 km², correspondant à une augmentation globale d'environ +266 % par rapport à 1986. Spatialement, cette évolution se traduit par une extension progressive des zones en eau, notamment dans les bas-fonds et les zones de drainage, comme le montrent les cartes. (Figure 7).

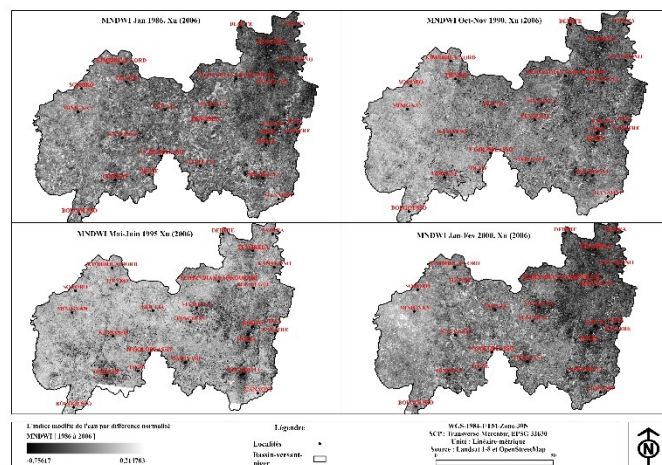


Figure 7 : Cartographie du MNDWI dans le bassin versant du Niger de 1986, 1990, 1995 et 2000

L'analyse des cartes MNDWI met en évidence une rupture nette dans la dynamique des surfaces en eau entre 2005 et 2020. En 2005, la surface en eau est estimée à 10,77 km², valeur élevée traduisant une extension importante des zones humides. Cette situation se maintient en 2010, avec une surface de 10,99 km², indiquant une relative stabilité du système hydrologique sur cette période. En revanche, une chute brutale est observée à partir de 2015, où la surface diminue fortement à 0,59 km², soit une réduction de plus de 94 % par rapport à 2010. Cette contraction se poursuit en 2020, avec une surface estimée à 0,36 km², confirmant une réduction majeure des surfaces en eau. Spatialement, cette évolution se traduit par une forte régression des zones humides, visibles sur les cartes par la diminution des zones claires associées à l'eau et leur concentration dans des secteurs très localisés. (Figure 8).

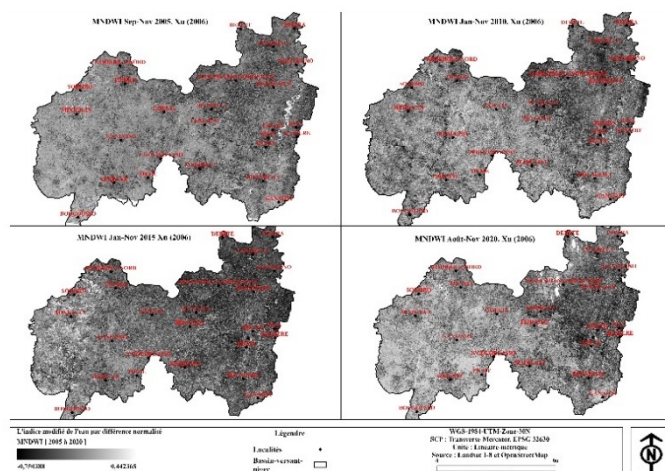


Figure 8 : Évolution du MNDWI dans le bassin versant du Niger de 1986, 1990, 1995 et 2000

En 2020, les surfaces en eau estimées à partir des indices NDWI et MNDWI restent globalement faibles à l'échelle du bassin. Le NDWI indique une superficie d'environ 0,32 km² (321 175 m²), tandis que le MNDWI estime une surface légèrement supérieure de 0,36 km² (362 810 m²).

L'écart entre les deux indices demeure limité ($\approx 0,04$ km²), traduisant une différence modérée dans la détection des surfaces en eau. Cette variation s'explique par la capacité du MNDWI à mieux discriminer les surfaces en eau dans des environnements où les signatures spectrales peuvent être perturbées par les sols nus ou certaines surfaces anthropisées, ce qui confirme sa meilleure robustesse par rapport au NDWI. Sur le plan spatial, les surfaces en eau détectées apparaissent principalement concentrées le long des axes de drainage et dans les zones topographiquement basses du bassin versant. Cette organisation traduit une distribution fortement contrôlée par la structure du réseau hydrographique, sans extension significative à l'ensemble du bassin.

Malgré cette présence, les superficies restent faibles (inférieures à 1 km²), indiquant une faible extension des surfaces en eau libre à l'échelle du bassin. Ainsi, l'année 2020 se caractérise par une dynamique spatialement limitée des surfaces en eau, cohérente entre les indices NDWI et MNDWI, et traduisant une distribution localisée des surfaces en eau au sein du bassin (Figure 9).

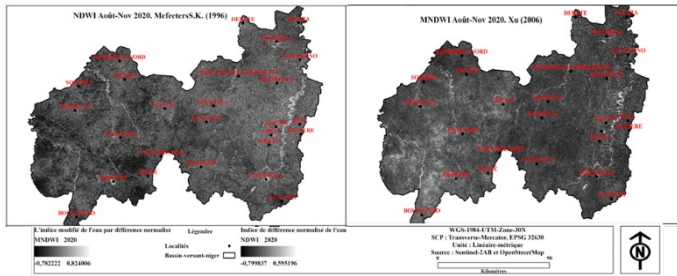


Figure 9 : Évolution du MNDWI et NDVI dans le bassin versant du Niger de 2020

V.3. Dynamique hydro-climatique des eaux de surface

V.3.1. Analyse des tendances temporelles de précipitation et d'évapotranspiration et température

L'évolution conjointe de la température, des précipitations (P) et de l'évapotranspiration (ETP) entre 1940 et 2024 met en évidence une dynamique hydro-climatique marquée par un déséquilibre progressif du bilan. Au cours de la période 1940-1960, les températures restent relativement stables autour de 26,0–26,5 °C (Figure 10)

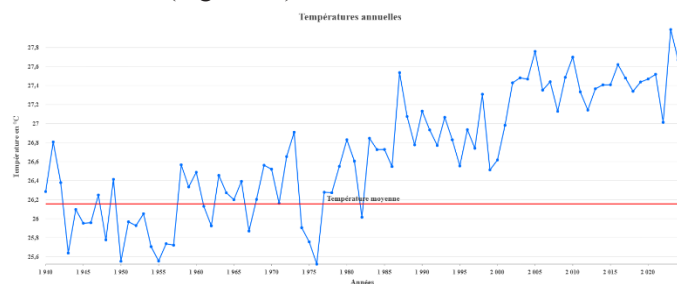


Figure 10 : Évolution temporelle de la température moyenne annuelle dans le bassin (1940–2024)

tandis que les précipitations sont élevées, souvent supérieures à 1500 mm avec des pics proches de 2000 mm (Figure 11).

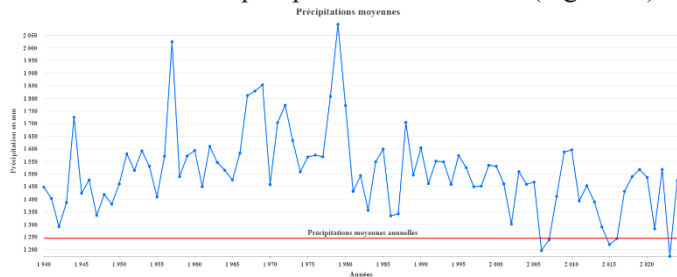


Figure 11 : Variabilité temporelle des précipitations annuelles dans le bassin (1940–2024)

L'ETP demeure élevée (1750mm/an), traduisant un contexte favorable au maintien des ressources en eau. Entre 1940 et 1980, une légère augmentation des températures s'observe, accompagnée d'une irrégularité croissante des précipitations, tandis que l'ETP reste élevée, amorçant une réduction progressive du bilan hydrique (Figure 12).



Figure 12 : Dynamique temporelle de l'évapotranspiration annuelle (ETP) dans le bassin (1940–2024)

La période 1980–2000 est caractérisée par une hausse plus marquée des températures ($\approx 26,5$ – $27,2$ °C) et une baisse significative des précipitations, avec plusieurs années inférieures à 1400 mm, alors que l'ETP demeure élevée (≈ 1780 – 1850 mm), accentuant le déficit hydrique. À partir de 2000–2020, le réchauffement s'intensifie, avec des températures atteignant 27,5–27,8 °C, tandis que les précipitations restent modérées et très variables (≈ 1200 – 1600 mm) sans retrouver les niveaux antérieurs, alors que l'ETP dépasse fréquemment 1850 mm, traduisant une intensification des pertes en eau. Cette dynamique se confirme sur la période récente (2020–2024), marquée par des températures proches de 28 °C, un ETP élevé et persistant dans le temps et des précipitations irrégulières. Dans l'ensemble, l'augmentation conjointe de la température et de l'ETP, combinée à la variabilité des précipitations, entraîne un déséquilibre croissant entre les apports et les pertes en eau, ce qui contribue directement à la contraction et à la forte variabilité des surfaces en eau observées à travers les indices NDWI et MNDWI.

V.3.2. Évolution spatiotemporelle de l'indice standard de précipitation SPI

L'analyse de l'indice SPI met en évidence une variabilité climatique marquée entre 1941 et 2024, caractérisée par une alternance de phases humides et sèches. La période 1941–1970 est globalement dominée par des conditions normales à humides, avec des valeurs majoritairement positives (SPI > 0), traduisant une disponibilité relativement favorable en eau. À partir de 1971–1980, une dégradation progressive s'observe, avec l'apparition de valeurs négatives du SPI (SPI < 0), indiquant le début d'une phase sèche. Cette tendance s'accroît durant la période 1981–1990, caractérisée par une dominance de valeurs comprises entre 0,95 et -0,53, correspondant à des conditions de sécheresse modérée marquée. Après 1991–2000, une reprise partielle est observée, avec un retour de conditions plus humides dans certaines zones (SPI > 0,7), mais cette amélioration reste spatialement limitée. Les périodes 2001–2010 et 2011–2024 sont marquées par une forte variabilité, avec une alternance de valeurs positives et négatives du SPI, traduisant une instabilité du régime pluviométrique. Cette variabilité se manifeste par des épisodes ponctuels d'humidité sans retour à des conditions durablement humides. La carte de synthèse (1941–2024) confirme cette dynamique, en mettant en évidence une dominance des conditions sèches dans plusieurs secteurs du bassin, indiquant une transition vers un régime climatique plus variable et globalement plus contraint. (Figure 13).

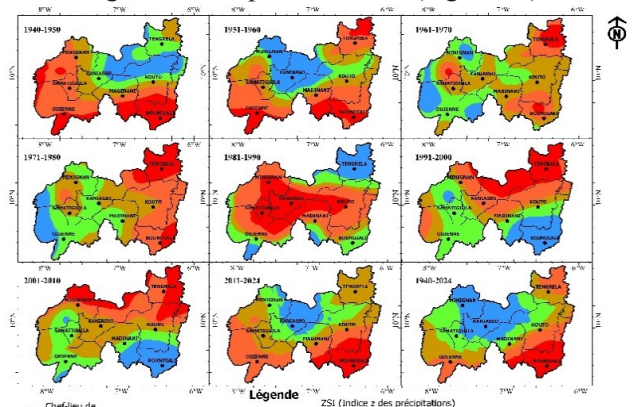


Figure 13 : Évolution spatiotemporelle de l'indice standard de précipitation SPI de 1940 à 2024

V.3.3. Analyse du bilan hydrique

Le bilan hydrique annuel, défini par $B=P-ET_c$, met en évidence une structure spatiale fortement contrastée dominée par des conditions déficitaires. La carte du bilan hydrique (Figure 14) distingue quatre ensembles cohérents. Les classes très négatives (≈ -1510 à -925 mm) et négatives (≈ -925 à -419 mm) occupent l'essentiel des secteurs sud et ouest (Odienné–Bougoussou–Madinani), indiquant un déficit hydrique structurel où ET_c excède largement P . Les classes faiblement négatives à proches de l'équilibre (≈ -419 à $+120$ mm) dessinent un couloir central (Minignan–Goulia Sianhala–Kouto), traduisant des conditions transitionnelles. Les valeurs positives ($\approx +120$ à $+844$ mm, localement jusqu'à $> +1400$ mm) restent localisées au nord/nord-est (Tengréla Papara) et le long de certains axes de drainage, suggérant des zones d'excédent ponctuel liées à des apports pluviométriques plus élevés et/ou à des conditions locales de rétention.

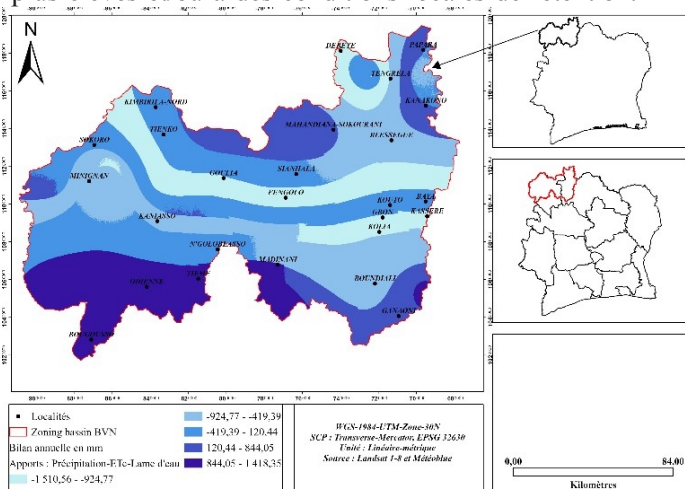


Figure 14 : Distribution spatiale du bilan hydrique annuel ($P - ET_c$) dans la portion ivoirienne du bassin du Niger de 1940 à 2024

La synthèse statistique par classes (Figure 15) confirme ce diagnostic. Les valeurs moyennes de bilan montrent une décroissance nette des classes excédentaires vers les classes déficitaires : $+459$ mm (classe 1), $+116$ mm (classe 2), puis bascule en déficit avec -195 mm (classe 3), -538 mm (classe 4) et -906 mm (classe 5). Les pourcentages de surface associés ($\approx 16,17\%$, $27,31\%$, $27,45\%$, $14,17\%$, $14,89\%$) indiquent que les classes 3 à 5 (déficitaires) représentent $\approx 56,5\%$ du bassin, contre $\approx 43,5\%$ pour les classes excédentaires (1–2). Cette majorité spatiale du déficit atteste d'un bilan hydrique globalement négatif, avec une intensification du déficit vers les classes 4–5.

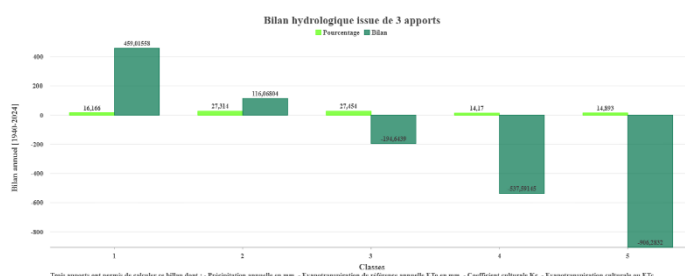


Figure 15 : Répartition du bilan hydrique annuel par classes dans la portion ivoirienne du bassin du Niger de 1940 à 2024

L'analyse conjointe carte–statistiques montre ainsi que le bassin fonctionne majoritairement sous contrainte évaporative

($ET_0 > P$), avec des excédents limités et discontinus. Ce régime se traduit par une faible disponibilité en eau de surface sur de larges zones et une concentration des eaux dans des secteurs spécifiques. En cohérence, les zones à bilan négatif marqué correspondent à des faibles valeurs de NDWI, tandis que les valeurs élevées de MNDWI se concentrent dans les zones excédentaires ou à forte capacité de stockage (bas-fonds, talwegs), sans continuité spatiale à l'échelle du bassin.

VI. DISCUSSION

Les résultats obtenus mettent en évidence une dynamique hydro-climatique fortement contrainte par le bilan hydrique, avec une prédominance des conditions déficitaires et une variabilité marquée des surfaces en eau détectées par les indices NDWI et MNDWI. Cette structuration est cohérente avec les travaux récents en Afrique de l'Ouest, qui montrent que les systèmes hydrologiques tropicaux sont principalement contrôlés par l'équilibre entre précipitations et évapotranspiration (Nicholson, 2018). Dans le cas présent, la dominance des classes déficitaires ($\approx 56,5\%$) traduit un système sous contrainte évaporatoire, ce qui explique directement la contraction spatiale des surfaces en eau observées sur plusieurs périodes, notamment après 2005.

Cette relation entre déficit hydrique et dynamique des eaux de surface est également confirmée par la cohérence entre les faibles valeurs de NDWI et les zones à bilan négatif, indiquant une réduction effective de l'humidité de surface. Des études similaires ont montré que le NDWI est fortement sensible aux variations d'humidité superficielle et aux conditions hydrologiques (McFeeters, 1996 ; Xu, 2006). Toutefois, les résultats obtenus ici montrent que le MNDWI présente une meilleure capacité de détection, notamment dans les zones de bas-fonds et de drainage. Cette observation rejoint les conclusions de (Gautam et al., 2015), qui démontrent que le MNDWI est plus performant que le NDWI dans les environnements complexes, en raison de sa capacité à réduire les confusions avec les surfaces bâties et les sols nus. Cependant, contrairement à cette étude qui repose sur une approche par seuillage empirique, la présente recherche mobilise une approche basée sur la GéoIA. Ce modèle a permis d'extraire les plans d'eau libre autrement dit, les plans d'eau permanent ainsi que les zones à forte humidité et in fine, l'espace du drainage entier qualifié de surface sèche.

Pour ce qui concerne l'extraction des plans d'eau, nous avons conçu un modèle Deep Learning grâce au module python de GéoIA. GéoIA autrement dit, l'intelligence artificielle géospatiale est l'application de l'intelligence artificielle (IA) combinée aux données, aux sciences et aux technologies géospatiales afin d'accélérer la compréhension des opportunités commerciales, des impacts environnementaux et des risques opérationnels dans le monde réel. Elle permet d'extraire les données géospatiales riches grâce au deep learning, réaliser des analyses prédictives avec la machine learning, améliorer la qualité, la cohérence et la précision des données, intégrer l'intelligence artificielle à la prise de décision et bien d'autres. (<https://www.esri.com/enus/capabilities/geoai/overview>).

Ce point constitue une avancée méthodologique majeure. En effet, les approches classiques basées sur des seuils fixes, comme celles utilisées par Gautam et al. (2015), restent sensibles aux variations radiométriques, aux conditions atmosphériques et à l'hétérogénéité des surfaces. À l'inverse, l'intégration de la GéoIA permet ici de dépasser ces limites en combinant information spectrale et organisation spatiale, améliorant ainsi la précision de la classification des surfaces en eau. Cette approche est en accord avec les travaux récents en télédétection, qui insistent sur l'importance des méthodes d'apprentissage spatial pour l'analyse des objets géographiques (Zhu et al., 2021). Elle permet notamment d'expliquer pourquoi les surfaces en eau détectées dans cette étude présentent une structuration cohérente le long du réseau hydrographique et dans les zones topographiquement déprimées.

Par ailleurs, l'analyse temporelle met en évidence une rupture importante durant les années 1980, caractérisées par une diminution des précipitations et une augmentation progressive de l'évapotranspiration. Cette période correspond à une phase de sécheresse bien documentée en Afrique de l'Ouest (Nicholson, 2018), confirmant la robustesse des résultats obtenus. La contraction des surfaces en eau observée entre 1986 et 1995 est donc en parfaite cohérence avec ce contexte climatique régional. Cependant, la reprise partielle observée entre 1995 et 2005 suggère une certaine résilience du système hydrologique, bien que cette amélioration reste spatialement limitée et temporaire.

Malgré ces apports, certaines limites doivent être soulignées. D'une part, les données climatiques utilisées, notamment celles issues de météoblue, présentent une incertitude liée aux processus de downscaling, pouvant affecter la précision des estimations du bilan hydrique. D'autre part, les indices NDWI et MNDWI, bien que robustes, restent des indicateurs indirects de la présence d'eau et ne permettent pas une quantification directe des volumes hydriques. Comme le souligne Xu (2006), ces indices traduisent une signature spectrale relative et peuvent être influencés par des facteurs tels que la turbidité de l'eau ou la présence de végétation aquatique.

En outre, l'analyse met en évidence une forte variabilité spatiale des surfaces en eau, dominée par des dynamiques locales plutôt que par une transformation homogène du bassin. Ce constat rejoint les travaux de Pekel et al. (2016), qui montrent que les changements des eaux de surface à l'échelle globale sont souvent fragmentés et contrôlés par des facteurs locaux.

Dans ce contexte, l'utilisation combinée des indices spectraux et de la GéoIA apparaît particulièrement pertinente pour capter cette hétérogénéité. Ainsi, la principale contribution de cette étude réside dans l'intégration du bilan hydrique et des indices spectraux dans une approche spatiale avancée, permettant de mieux comprendre les mécanismes de contraction et d'expansion des surfaces en eau. Le bilan hydrique apparaît comme un facteur explicatif central, agissant comme un régulateur de la dynamique hydrologique du bassin. Cette interaction entre climat et surface en eau confirme que les

variations observées ne sont pas uniquement liées aux précipitations, mais résultent d'un équilibre complexe entre apports et pertes en eau.

En définitive, cette étude met en évidence la pertinence d'une approche intégrée combinant télédétection, analyse hydro-climatique et intelligence artificielle géospatiale. Elle ouvre des perspectives importantes pour le suivi des ressources en eau dans les contextes tropicaux soumis à une forte variabilité climatique, tout en soulignant la nécessité d'améliorer la qualité des données et de croiser les approches pour affiner les analyses futures.

VII. CONCLUSION

La présente étude a permis de caractériser de manière intégrée la dynamique spatio-temporelle des eaux de surface dans la portion ivoirienne du bassin du Niger, en mobilisant les indices spectraux NDWI et MNDWI, couplés à l'analyse du bilan hydrique. Les résultats mettent en évidence une forte variabilité des surfaces en eau, structurée par des phases successives de contraction et d'expansion, traduisant la sensibilité du système hydrologique aux fluctuations hydro-climatiques.

L'analyse conjointe des paramètres climatiques montre que cette dynamique est principalement contrôlée par le déséquilibre progressif du bilan hydrique, marqué par une augmentation des pertes en eau liées à l'évapotranspiration et une variabilité des apports pluviométriques. La prédominance des conditions déficitaires sur une grande partie du bassin explique ainsi la limitation spatiale des surfaces en eau, ainsi que leur forte instabilité interannuelle. La période des années 1980 apparaît comme un tournant majeur, correspondant à une phase de sécheresse structurante ayant durablement influencé l'organisation hydrologique du bassin.

Sur le plan méthodologique, la comparaison entre NDWI et MNDWI confirme la complémentarité des indices spectraux, le MNDWI permettant une meilleure détection des surfaces en eau, notamment dans les zones de faible profondeur et les milieux partiellement végétalisés. L'intégration de l'approche GéoIA constitue un apport significatif, en améliorant la prise en compte des structures spatiales et en dépassant les limites des méthodes classiques basées sur des seuils fixes. Cette combinaison méthodologique renforce la robustesse de l'analyse et permet une interprétation plus fine des dynamiques observées.

Toutefois, certaines limites subsistent, notamment liées à l'incertitude des données climatiques et à la nature indirecte des indices spectraux, qui ne permettent pas une estimation quantitative des volumes d'eau. Ces contraintes soulignent la nécessité d'intégrer, dans de futurs travaux, des données hydrogéologiques in situ et des approches multi-sources afin d'affiner la compréhension des processus en jeu. En définitive, cette étude met en évidence le rôle déterminant du bilan hydrique comme facteur de contrôle de la dynamique des eaux de surface, et démontre l'intérêt d'une approche intégrée combinant télédétection, analyse climatique et intelligence artificielle géospatiale. Elle constitue ainsi une contribution pertinente pour le suivi et la gestion durable des

ressources en eau dans les régions tropicales soumises à une forte variabilité climatique.

REMERCIEMENTS

L'auteur exprime sa gratitude à l'Université Félix Houphouët-Boigny (UFHB), au CURAT et à l'École Doctorale ED-STAD pour leur appui académique. Il remercie également le Ministère de l'Hydraulique et la Direction de l'Hydrologie pour la mise à disposition des données, ainsi que les communautés locales pour leur contribution aux enquêtes.

DÉCLARATION DE CONTRIBUTION DES AUTEURS

Justin Kouadio KONAN a assuré la conceptualisation de l'étude, le développement de la méthodologie, la mise en œuvre des outils logiciels, la rédaction de la version initiale du manuscrit ainsi que sa relecture et sa révision.

Bi Vami Hermann N'GUESSAN a contribué au développement de la méthodologie, à l'implémentation des outils logiciels, ainsi qu'à la relecture et à la révision du manuscrit.

Djaha Levix Nadir KOFFI a participé à l'organisation et à la structuration des données climatiques et météorologiques après leur téléchargement depuis la plateforme météo blue (<https://www.meteoblue.com/fr/historyplus>).

Gilvenick Gad EBOLA MOULOUNDA, ingénieur de recherche indépendant pour ses directives dans la rédaction et le traitement des données.

DÉCLARATION DE DISPONIBILITÉ DES DONNÉES

Toutes les données pertinentes sont incluses dans l'article ou dans les informations complémentaires associées.

DÉCLARATION DE CONFLIT D'INTERÊTS

Les auteurs déclarent qu'il n'existe aucun conflit d'intérêts.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56, FAO, Rome, pp. 1–300.

Arias, M.E., Cochrane, T.A., Norton, D. (2021). Climate variability impacts on water resources in tropical regions. *Journal of Hydrology*, 596, 126–138.

Crist, E.P., Cicone, R.C. (1984). A physically-based transformation of Thematic Mapper data. *IEEE Transactions*

on Geoscience and Remote Sensing, GE-22(3), pp. 256–263.

Didéhiou, S., et al. (2021). Climate variability and hydrological extremes in West Africa. *Atmospheric Research*, 247, 105–126.

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, pp. 18–27.

Gautam, V.K., Gaurav, P.K., Murugan, P., Annadurai, M. (2015). Comparative analysis of spectral indices and classification methods for surface water mapping. *Aquatic Procedia*, 4, pp. 140–147.

Knorr, W., et al. (2017). Sen2Cor for Sentinel-2 atmospheric correction. European Space Agency Technical Report, pp. 1–30.

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(7), pp. 1425–1432.

Roy, D.P., Wulder, M.A., Loveland, T.R., et al. (2014). Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*, 145, pp. 154–172.

Shen, L., Zhang, L. (2011). A normalized difference water index for water body extraction. *Remote Sensing Letters*, 2(1), pp. 1–10.

Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S., López-Moreno, J.I. (2010). A multiscalar drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index. *Journal of Climate*, 23(7), pp. 1696–1718.

Xu, H. (2006). Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), pp. 3025–3033.

Yang, Y., et al. (2020). Remote sensing of surface water in complex environments: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 159, pp. 278–296.

Zhu, Z., Woodcock, C.E. (2012). Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118, pp. 83–94.

N'DA, P. (2015). Recherche et méthodologie en sciences sociales et humaines. L'Harmattan, Paris, 280 p.