

Contribution de la géomatique à l'analyse de la qualité des nappes souterraines : Approche intégrée des indices spectraux appliquée au site minier de Tortiya (Nord de la Côte d'Ivoire)

Kra Ahou Christiane Colombe, Doctorante, spécialité hydrogéologie

Koffi Avy Stéphane, Enseignant-Chercheur

Département de Géosciences, UFR des Sciences Biologiques,
Université Peleforo Gon Coulibaly de Korhogo, Côte d'Ivoire

Shaw Kassi Olivier, Géologue, spécialité SIG

Société pour le Développement Minier de la Côte d'Ivoire (SODEMI),
Chef de Service de Gestion des Données Géoscientifiques

El Hamidi Mohamed Jalal, Enseignant-Chercheur

LAMERN, Mohammed V University in Rabat, Mohammadia School of
Engineers, Regional Water Centre of Maghreb, Rabat, Morocco

[Doi:10.19044/esj.2026.v22n14p205](https://doi.org/10.19044/esj.2026.v22n14p205)

Submitted: 07 February 2026

Accepted: 27 May 2026

Published: 31 May 2026

Copyright 2026 Author(s)

Under Creative Commons CC-BY 4.0

OPEN ACCESS

Cite As:

Kra, A.C.C., Koffi, A.S., Shaw, K.O., & El Hamidi, M.J. (2026). *Contribution de la géomatique à l'analyse de la qualité des nappes souterraines : Approche intégrée des indices spectraux appliquée au site minier de Tortiya (Nord de la Côte d'Ivoire)*. European Scientific Journal, ESJ, 22 (14), 205. <https://doi.org/10.19044/esj.2026.v22n14p205>

Résumé

L'exploitation minière exerce une pression significative sur les écosystèmes et les ressources en eau souterraine ; particulièrement dans les zones de socle cristallin fissuré comme le site minier de Tortiya (nord de la Côte d'Ivoire). Le but de cette étude est donc de contribuer au diagnostic et au suivi des nappes souterraines en contexte minier à travers l'intégration des indices NDVI, MNDWI et NDTI appliquée au site minier de Tortiya. Les indices spectraux NDVI (végétation), MNDWI (plan d'eau à la surface et recharge de la nappe) et NDTI (turbidité et sols exposés) ont été calculés à partir d'images Sentinel-2 (10m) grâce à une extraction automatique via Google Earth Engine (GEE). Le croisement de ces indices intégrés à QGIS a permis d'établir une carte de vulnérabilité environnementale pour l'identification des zones d'activités minières, haldes et zones de références. Les résultats obtenus mettent en évidence une forte hétérogénéité spatiale avec

des surfaces fortement endommagées. Environ 70% de la surface du site minier est délabré avec des zones présentant des conditions favorables au transfert de contaminants liées à la dégradation de la couverture végétale, à l'intensification de l'érosion des sols et à la modification des dynamiques hydrologiques de surface. De façon spécifique, le taux de vulnérabilité du site est de 42,39% au Nord ; 30,79% au Sud et de 26,83% au Centre. Enfin, l'approche intégrée des indices spectraux offre un outil efficace pour la gestion durable des ressources en eau et la surveillance environnementale dans les sites miniers. Cette méthodologie peut être appliquée à d'autres régions minières et étendue à des séries temporelles de contrôle et suivi de l'évolution des impacts environnementaux.

Mots-clés : Géomatique, Sentinel-2, NDVI, MNDWI, NDTI, SIG, nappes souterraines, qualité de l'eau, extraction minière, vulnérabilité, Tortiya, Côte d'Ivoire

Contribution of Geomatics to the Analysis of Groundwater Quality: An Integrated Approach to Spectral Indices Applied to the Tortiya Mining Site (Northern Côte d'Ivoire)

Kra Ahou Christiane Colombe, Doctorante, spécialité hydrogéologie

Koffi Avy Stéphane, Enseignant-Chercheur

Département de Géosciences, UFR des Sciences Biologiques,
Université Peleforo Gon Coulibaly de Korhogo, Côte d'Ivoire

Shaw Kassi Olivier, Géologue, spécialité SIG

Société pour le Développement Minier de la Côte d'Ivoire (SODEMI),
Chef de Service de Gestion des Données Géoscientifiques

El Hamidi Mohamed Jalal, Enseignant-Chercheur

LAMERN, Mohammed V University in Rabat, Mohammadia School of
Engineers, Regional Water Centre of Maghreb, Rabat, Morocco

Abstract

Mining activities exert significant pressure on ecosystems and groundwater resources, particularly in fractured crystalline basement regions such as the Tortiya mining site in northern Côte d'Ivoire. The aim of this study is therefore to contribute to the assessment and monitoring of groundwater systems in mining environments through the integration of the NDVI, MNDWI, and NDTI indices applied to the Tortiya mining area. The spectral indices NDVI (vegetation), MNDWI (surface water bodies and groundwater recharge), and NDTI (turbidity and exposed soils) were derived from Sentinel-

2 imagery (10 m resolution) using automated extraction through Google Earth Engine (GEE). The integration and overlay of these indices within QGIS enabled the production of an environmental vulnerability map for the identification of mining activity zones, waste dumps, and reference areas. The results reveal strong spatial heterogeneity, with extensive areas showing severe environmental degradation. Approximately 70% of the mining site surface is degraded, with zones exhibiting conditions favorable to contaminant transfer due to vegetation cover loss, intensified soil erosion, and alterations in surface hydrological dynamics. Specifically, the site vulnerability rate is estimated at 42.39% in the northern sector, 30.79% in the southern sector, and 26.83% in the central sector. Finally, the integrated spectral index approach provides an effective tool for sustainable water resource management and environmental monitoring in mining areas. This methodology can be applied to other mining regions and extended to time-series analyses for monitoring and assessing the evolution of environmental impacts.

Keywords: Geomatics, Sentinel-2, NDVI, MNDWI, NDTI, GIS, groundwater, water quality, mining extraction, vulnerability, Tortiya, Côte d'Ivoire

Introduction

Les eaux souterraines constituent la principale source d'approvisionnement en eau potable pour les populations rurales et péri-urbaines d'Afrique de l'Ouest en raison de leur disponibilité et de leur relative protection contre les contaminations immédiates (ONU, 2022). Cependant, ces ressources sont de plus en plus soumises à des pressions anthropiques, notamment dans les zones minières où l'exploitation industrielle et artisanale modifie profondément l'occupation du sol, la couverture végétale et les flux hydrologiques (Lapworth *et al.*, 2022 ; MacDonald *et al.*, 2022 ; Affessi *et al.*, 2016). Ces perturbations augmentent le risque de transfert de contaminants vers les aquifères (Demková *et al.*, 2017) et en particulier dans les formations de socle cristallin fissuré et altéré comme celles du nord de la Côte d'Ivoire où les aquifères sont peu profonds et présentent une vulnérabilité élevée (Jourda *et al.*, 2006).

Les activités minières entraînent des impacts environnementaux variés : décapage et exposition des sols, fosses et haldes minières, turbidité accrue des eaux de surface et modification des réseaux de drainage (Affessi *et al.*, 2016). Ces perturbations favorisent l'érosion et la mobilisation de matières fines et de métaux potentiellement toxiques (arsenic, mercure, plomb) pouvant infiltrer les nappes souterraines pour ensuite altérer leur qualité (Briffa *et al.*, 2020 ; Yapi *et al.*, 2014 ; Demková *et al.*, 2017). Dans le souci de contrôler les impacts environnementaux et suivre la qualité des nappes, une évaluation

géospatiale combinant système d'information géographique (SIG) et télédétection a été initiée. Le but de cette étude est d'analyser la spatialisation des impacts miniers sur les nappes à travers la caractérisation d'indices spectraux.

L'objectif principal de cette étude est donc de contribuer au diagnostic et de suivre les nappes souterraines en contexte minier à travers l'intégration des indices NDVI, MNDWI et NDTI appliquée au site minier de Tortiya.

Les objectifs spécifiques consistent à :

- Etudier la dynamique spatiale de la couverture végétale, des eaux de surface et de la turbidité des eaux liées aux activités minières.
- Analyser les relations spatiales entre indices et eaux souterraines.
- Identifier les zones vulnérables à la contamination des nappes souterraines.

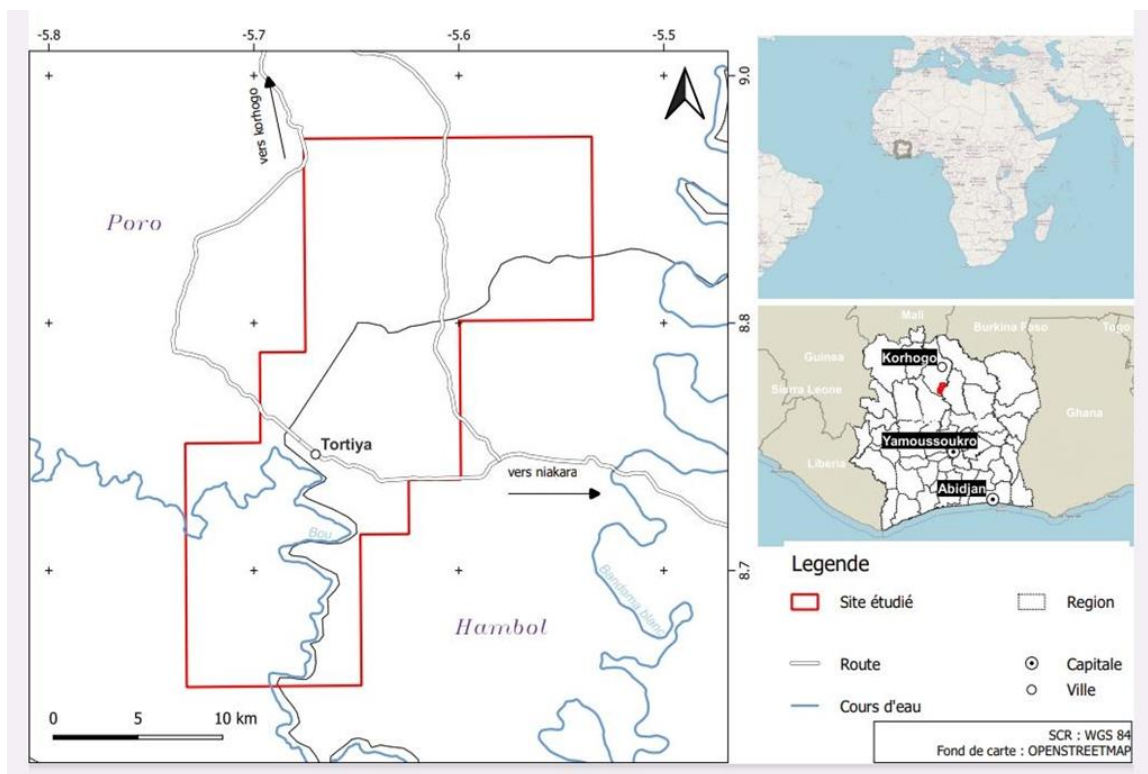
Matériels et méthodes

I.1. Zone d'étude

Le site de Tortiya, situé dans le nord de la Côte d'Ivoire entre 8°54'0" et 8°93'0" latitude N puis entre 5°54'0" et 5°66'0" longitude W, est un ancien centre d'exploitation diamantifère industrielle, actuellement marqué par des activités artisanales et semi-mécanisées. La région présente un relief peu accidenté, dominé par des formations de socle cristallin fissuré et altéré où les aquifères sont principalement localisés dans les altérites et les fractures profondes (Yoboué, 2015 ; Soro *et al.*, 2013).

Le climat de Tortiya est de type soudanien (régime tropical de transition) à deux saisons contrastées :

Une saison des pluies de mai à octobre et une saison sèche de novembre à avril avec une pluviométrie moyenne annuelle évaluée à 1230 mm (période 1950-2000) (Soro *et al.*, 2013). La moyenne des températures mensuelles enregistrées sur la période 1972-2000 est de 26,6 C. Ces caractéristiques font du site un terrain d'étude pertinent pour évaluer l'impact des activités minières sur la qualité des nappes (Yoboué, 2015).



Figuré 1 : Situation géographique du site minier de Tortiya

I.2. Données satellitaires et prétraitement

Les données de télédétection utilisées dans cette étude proviennent du satellite Sentinel-2 du programme Copernicus de l'Agence Spatiale Européenne (ESA). Les images exploitées correspondent au produit Sentinel-2 (10 m de résolution) Surface Reflectance (COPERNICUS/S2_SR) qui bénéficie d'une correction atmosphérique préalable (L2A) garantissant une meilleure comparabilité radiométrique.

Les images sélectionnées sont celles de l'année 2023 avec un seuil maximal de 10 % de couverture nuageuse afin de minimiser les perturbations atmosphériques.

I.3. Traitement des images

L'extraction et le prétraitement des images Sentinel-2 ont été réalisés à l'aide de la plateforme Google Earth Engine (GEE) qui permet le traitement de grands volumes de données géospatiales dans un environnement cloud.

Les étapes suivantes ont été appliquées :

Délimitation de la zone d'étude (Area Of Interest) à partir d'un polygone spatial.

Filtrage spatial et temporel des images Sentinel-2.

Filtrage des nuages à 10% de pixels nuageux.

Agrégation temporelle par calcul de la médiane des images sélectionnées afin de produire une image représentative et stable.

Découpage (clipping) des images selon la zone d'étude.

Les images finales (néo-canaux) ont été exportées avec un système de projection géographique (WGS 84).

I.4. Calcul d'indices spectraux

Des bandes ont été sélectionnées pour le calcul des indices spectraux. Cela s'est fait de façon automatique en intégrant des formules selon l'indice voulu dans Google Earth Engine (GEE). Les bandes sélectionnées sont : B3 (Green), B4 (Red), B8 (NIR – Near Infrared) et B11 (SWIR – Short-Wave Infrared).

NDVI (Normalized Difference Vegetation Index ou Indice Différencié de Végétation Normalisé)

L'objectif du calcul de cet indice est de détecter la dégradation de la couverture végétale et le déboisement liée à l'exploitation minière selon la formule :

$$NDVI = \frac{B8 - B4}{B8 + B4}$$

MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index Index ou Indice Différencié d'Humidité Normalisé Modifié)

L'objectif ici est détecter les plans d'eau, zones humides et humidité de surface liés à la recharge des nappes et au transport de contaminants selon la formule :

$$MNDWI = \frac{B3 - B11}{B3 + B11}$$

NDTI (Normalized Difference Turbidity Index ou Indice Différencié de Turbidité Normalisé)

Son objectif est de quantifier la turbidité des eaux de surface, les matières en suspension, les boues et sédiments miniers indicateurs des impacts miniers selon la formule :

$$NDTI = \frac{B8 - B11}{B8 + B11}$$

I.5. Intégration de SIG

L'intégration de ces indices dans QGIS permet donc d'effectuer des analyses spatiales croisées et de générer une carte de la vulnérabilité environnementale, en mettant en relation la dégradation de la végétation, la turbidité des eaux et la présence d'eau de surface.

1.5.1. Normalisation des indices

Les indices calculés présentent des plages de valeurs différentes et ne sont pas directement comparables. Une normalisation de type min–max a donc été appliquée :

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Étant donné que des valeurs élevées de l'indice de végétation traduisent une faible vulnérabilité, une inversion a été réalisée après normalisation :

$$NDVI_{inv} = 1 - NDVI_{norm}$$

Ainsi, tous les indices normalisés expriment une contribution croissante à la vulnérabilité environnementale sur une échelle commune comprise entre 0 et 1.

1.5.2. Détermination des pondérations par la méthode AHP

Les pondérations des indices ont été déterminées à l'aide de la méthode AHP (Analytic Hierarchy Process) de Saaty (1980), fondée sur des comparaisons par paires. Les indices NDVI, MNDWI et NDTI ont été comparés selon leur influence relative sur la vulnérabilité à la contamination en s'appuyant sur leur rôle physique respectif (protection du sol, transfert des polluants et pression anthropique).

Tableau 1 : Tableau de priorité selon Saaty (1980)

VALEURS	COMPARAISON	ECHELLE VERBALE
1	Egale importance	Les deux éléments ont une importance égale
3	Modérément important	Un élément est un peu plus important que l'autre
5	Important	Un élément est plus important que l'autre
7	Très important	Un élément est beaucoup plus important que l'autre
9	Extrêmement important	La dominance d'un élément est très remarquable
2,4,6,8	Valeurs intermédiaires	Valeurs intermédiaires entre deux jugements, utilisées pour affiner le jugement

La matrice de comparaison a été construite selon l'échelle de Saaty (1980) puis normalisée afin d'extraire les poids(w_i) relatifs de chaque indice. Les pondérations finales obtenues sont les suivantes :

Tableau 2 : Matrice de pondération des indices

CRITERES	NDTI	MNDWI	NDVI	POIDS (w_i)
NDTI	1	3	5	0,63
MNDWI	1/3	1	3	0,26
NDVI	1/5	1/3	1	0,11

I.5.3. Calcul du Ratio de Cohérence (CR)

Le ratio de cohérence (CR) a été calculé afin de vérifier la fiabilité des jugements attribués aux comparaisons par paires selon la méthode AHP de Saaty (1980). Un CR inférieur à 0,10 indique un niveau de cohérence acceptable des pondérations retenues.

Calcul de valeur propre maximale (λ_{max})

Multiplier la matrice initiale par le vecteur des poids :

$$A \times W$$

Puis :

$$\lambda_{max} = \frac{(AW)_i}{W_i}$$

Tableau 3 : Matrice de cohérence propre

CRITERES	NDTI	MNDWI	NDVI	VP (λ_{max})
NDTI	0,63	0,78	0,55	3,11
MNDWI	0,21	0,26	0,33	3,03
NDVI	0,12	0,09	0,11	2,91

Calcul d'Indice de Cohérence (CI)

On fait la moyenne des valeurs λ_{max} obtenues pour le calcul du CI, où n est égal au nombre de critères

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}$$

$$CR = \frac{CI}{RI}$$

RI = Indice aléatoire de Saaty qui est de 0,58 pour n = 3

$$CR=0,008 < 0,10$$

Le ratio de cohérence (CR) calculé selon la méthode AHP de Saaty est égal à 0,008 ; valeur largement inférieure au seuil admissible de 0,10. Les jugements attribués aux comparaisons par paires sont donc considérés comme cohérents et les poids obtenus ont été validés pour l'élaboration de la carte de vulnérabilité.

I.5.4. Élaboration de la carte de vulnérabilité environnementale

La carte de vulnérabilité environnementale a été produite par combinaison linéaire pondérée des indices normalisés, selon l'équation suivante :

$$V = 0.63 \cdot NDTIn + 0.26 \cdot NDWIn + 0.11 \cdot NDVIn$$

NDTIn, MNDWIn et NDVIIn ont été intégré automatiquement à QGis selon l'unité de pixel que correspond chacun.

L'indice de vulnérabilité résultant a été présenté en cinq (05) classes (très élevé, élevé, moyenne, faible et très faible) afin de faciliter l'analyse spatiale des zones sensibles du site minier de Tortiya.

Résultats

II.1. Cartes des indices spectraux du site minier de Tortiya Le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)

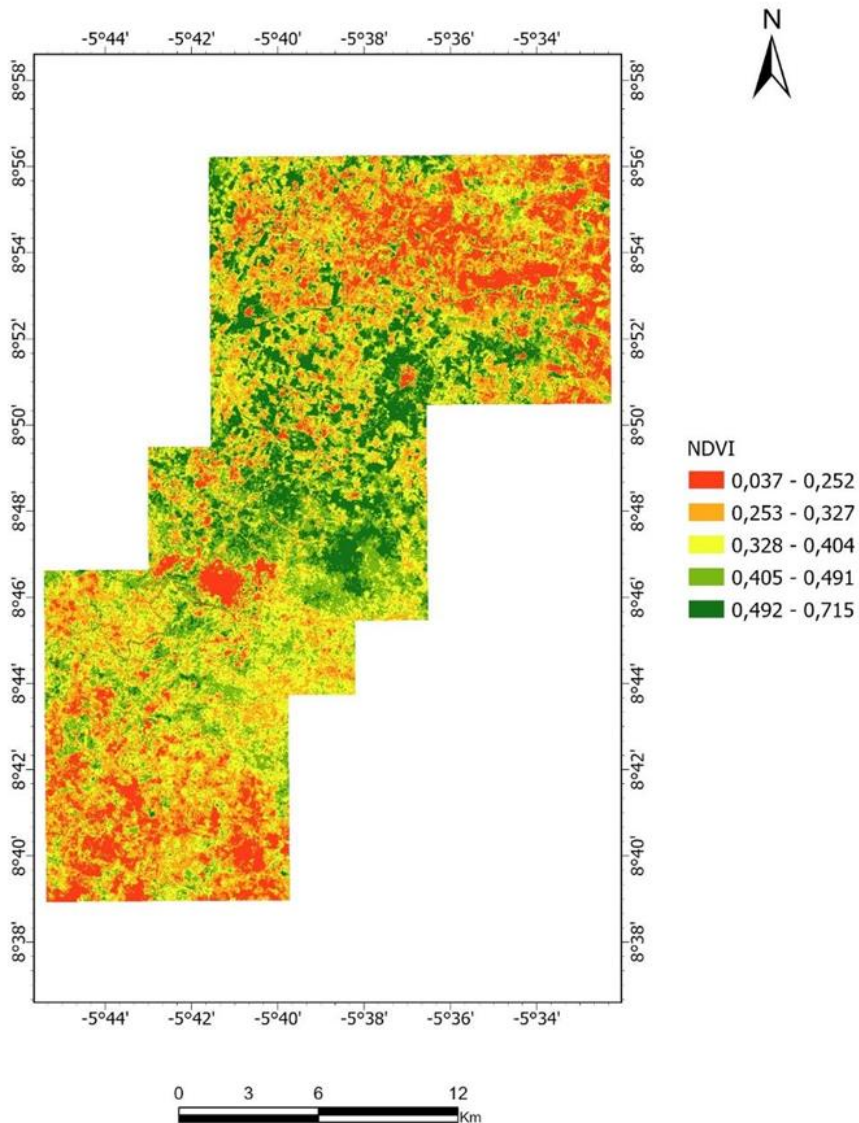


Figure 3 : Indice Différencié de végétation Normalisé du site de Tortiya

Visiblement, le Nord et le Sud du site minier présentent plus d'irrégularités et les plus faibles valeurs de NDVI. Celles-ci comprises entre 0,037 et 0,404 indiquent des sols nus ou une végétation stressée. À l'inverse, quelques zones de référence au Centre végétalisées présentent des NDVI élevés compris entre 0,405 et 0,715.

Les faibles valeurs du NDVI observées dans plusieurs secteurs du site minier indiquent une dégradation significative de la couverture végétale, réduisant ainsi la capacité naturelle des sols à limiter l'érosion et à filtrer les eaux d'infiltration.

Le MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index)

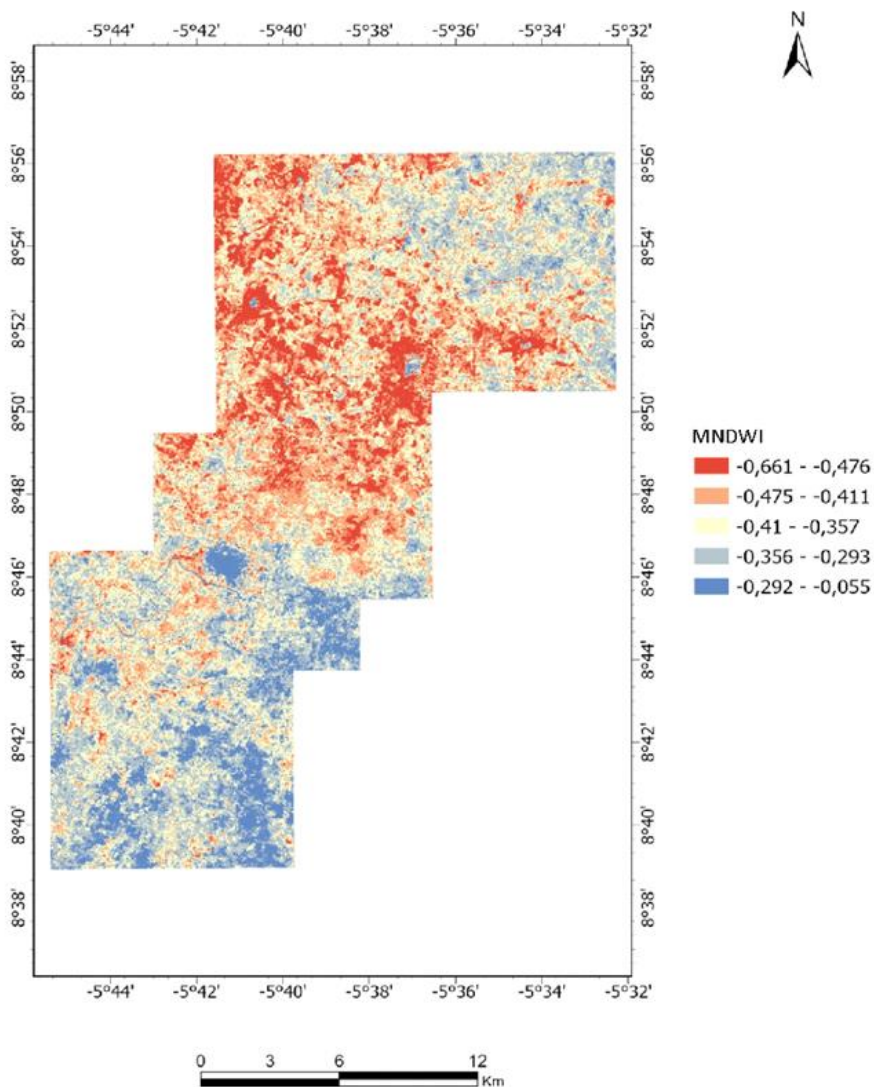


Figure 4 : Indice Différencié d'Humidité Normalisé Modifié du site de Tortiya

On remarque ici, une absence assez significative de plans d'eau au Nord-Ouest et au Centre du site minier. Ces zones-là enregistrent les valeurs les plus faibles de MNDWI qui sont comprises entre -0,661 et -0,411. Visiblement, ces deux parties du site seraient les zones les moins problématiques. A contrario, le Nord et le Sud à MNDWI élevés sont particulièrement parsemés de plans d'eau et exposés au ravinement. Les MNDWI correspondant à ces zones varient de -0,357 à -0,055.

Les faibles valeurs de MNDWI observées tant au Centre et qu'au Nord-Ouest relèvent d'une surface moins anthropisée favorisant ainsi l'infiltration d'eau dans le sol.

Le NDTI (Normalized Difference Turbidity Index)

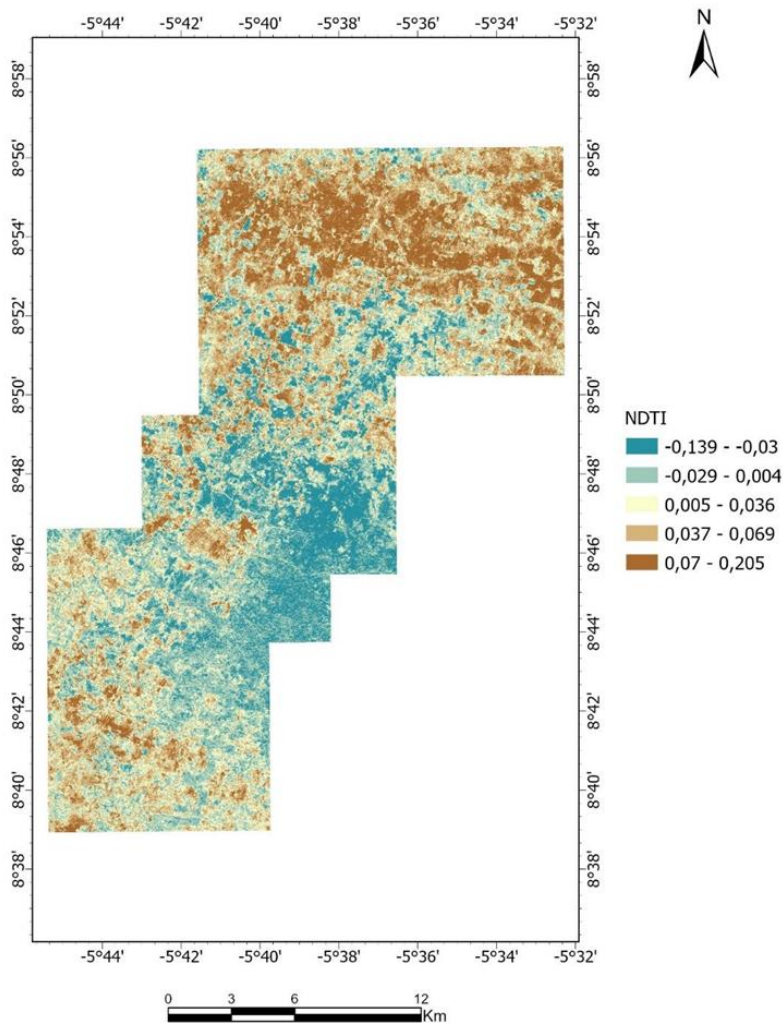


Figure 5 : Indice Différencié de Turbidité Normalisé du site de Tortiya

De façon générale, le NDTI est plus élevé et régulier au Nord site mais modéré sur tout le reste du site à l'exception de l'extrême Centre-Est où le suffrage de NDTI est presque nul. Les NDTI les plus élevés varient de 0,037 à 0,205 et sont concentrés au Nord, les modérés sont compris entre 0,005 à 0,036 et les faibles de -0,139 à 0,004

Les valeurs élevées de NDTI peuvent immédiatement représenter des zones érodées ou des facteurs aggravants qui favorise le ruissellement, l'érosion et le transfert rapide des contaminants vers les aquifères.

II.2. Carte de vulnérabilité du site de Tortiya

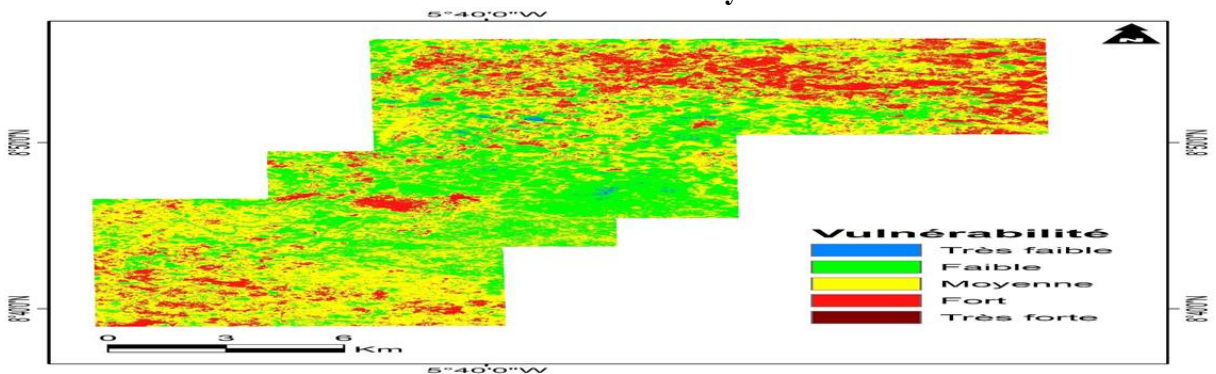


Figure 6 : Vulnérabilité environnementale de Tortiya

L'intégration conjointe des indices NDVI, MNDWI et NDTI met en évidence l'état qualitatif de l'environnement et sa vulnérabilité à la contamination.

La carte de vulnérabilité environnementale issue du croisement des indices spectraux montre que la quasi-totalité du site est vulnérable à la contamination. Cela traduit une dégradation avancée du milieu et un risque accru de contamination du sol et de transfert de contaminants du sol vers les eaux souterraines.

Les résultats présentant les zones les plus critiques sont les zones où se combinent un NDVI faible, un MNDWI élevé et un NDTI élevé où la capacité naturelle de protection des aquifères serait fortement compromise.

A l'évidence, les classes de vulnérabilité les plus élevées se situent respectivement au Nord, au Sud et enfin au Centre. Ce qui fait du Nord de Tortiya, la zone la plus vulnérable de tout le site minier avec taux de 42,39% de vulnérabilité ensuite le Sud avec un taux de 30,79% de vulnérabilité et enfin au Centre dans le pourtour de la ville de TORTIYA, avec un taux de 26,83% de vulnérabilité (Tableau 4). En gros, 70% du site minier de Tortiya présente des indices suspectant sa vulnérabilité aux contaminants et seulement 30% du site se montre plus résistant à la contamination (Tableau 5).

Tableau 4 : Répartition des niveaux de vulnérabilité

Zone	NORD					CENTR E					SUD				
Niveau de vulnérabil	Très faible	Faible	Moyen	Elevé	Très élevé	Très faible	Faible	Moyen	Elevé	Très élevé	Très faible	Faible	Moyen	Elevé	Très élevé
Pourcent age par	4,06	5,85	7,80	13,13	11,55	6,99	8,12	5,80	4,04	1,88	1,03	8,08	9,93	8,30	3,45
Pourcent age par	42,39					26,83					30,79				

II.3. Validation de la carte de vulnérabilité

Les images ci-dessous sont utilisées comme des éléments de validation venant confirmer ou infirmer les observations faites sur la carte de vulnérabilité. Il y a donc trois (03) sections d'images représentant le Nord, le Centre et le Sud du site minier de Tortiya et chaque section représente des cas graves d'impacts de la zone indiquée.



Image 1 : Illustration du degré d'anthropisation au Nord du site minier de Tortiya

Ces images font l'état des lieux du niveau d'anthropisation et du degré de dégradation de l'environnement au Nord du site minier. Visiblement, les activités menées dans la zone ont laissées de grandes tâches dans le paysage du Nord laissant transparaître la vulnérabilité de cette zone. Ce constat justifierait ainsi les 42,39% de vulnérabilité du Nord de Tortiya.



Image 2 : Illustration du degré d'anthropisation du Sud du site minier de Tortiya

Ces images montrent une végétation stressée et d'autres part, des poches de végétation coexistant avec des excavations effectuées au Sud de Tortiya. En outre, les observations du terrain ont révélé que le Sud est moins impacté que le Nord ; ce qui justifierait ainsi le taux de vulnérabilité de 30,79 trouvé au Sud de Tortiya.



Image 3 : Illustration du degré d'anthropisation du Centre du site minier de Tortiya

De façon générale, le paysage que présente le Centre de Tortiya est différent du Nord et du Sud. Visiblement, le Centre est plus impacté par l'effet de l'agriculture et l'élevage laissant transparaître une zone moins dégradée que les autres. A l'évidence, le Centre faisant parti des périphéries de la ville de TORTIYA, n'a pas pu fait objet d'extraction minière mais plutôt d'activités agropastorales d'où la justification des 26,83% du taux de vulnérabilité de cette zone.

Discussion

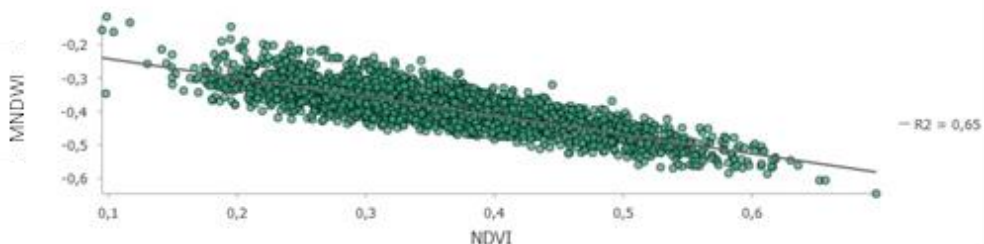
III.1. Pertinence de l'approche

L'utilisation de Sentinel-2 avec GEE (Sur *et al.*, 2024 ; Ashok *et al.*, 2021) permet une surveillance rapide et automatisée de l'état de l'environnement sur une large échelle (Chowdhury *et al.*, 2025 ; Quemada *et al.*, 2021). L'intégration de SIG facilite la visualisation spatiale et la

délimitation de zones vulnérables rendant la méthodologie praticable pour la gestion environnementale (Jaywant *et al.*, 2024 ; Zhang et al 2019 ; Lyapustin *et al.*, 2012). La méthodologie peut orienter les mesures de protection des nappes et guider les autorités locales sur les zones prioritaires pour la surveillance. De même, Fisher *et al.*, (2016) et Kuenzer *et al.*, (2015) stipulent que les informations spatio-temporelles sur le couvert terrestre sont essentielles à la caractérisation et au suivi des paysages, à la surveillance et à la modélisation environnementales, ainsi qu'à l'étude des changements globaux. Ils poursuivent en disant que le couvert terrestre et ses changements peuvent être prédits à partir d'images de télédétection, complétées par des données de terrain, grâce à l'analyse statistique des modèles et à d'autres techniques d'extraction d'informations

Les indices spectraux sont des indicateurs d'informations pour l'analyse des irrégularités dans les paysages (Ashok *et al.*, 2021) et de puissants outils pour exprimer des suffrages là où manquent des données in situ (Tran *et al.*, 2022). Plusieurs chercheurs les ont utilisés comme outils d'analyse ou de prédiction dans leurs travaux. C'est le cas de Rahmati *et al.*, (2019) qui grâce au croisement d'indices spectraux et paramètres physiques ont cartographier des zones de recharge de la nappe. Lyapustin *et al.*, (2012) ont dans le même sens démontrés l'utilité des spectres dans l'analyse de la surface terrestre.

III.2. Lien entre indices, environnement et nappes souterraines Relation entre NDVI et



Il ressort de cette analyse que le NDVI et le MNDWI ont une forte corrélation négative ($R = -0,65$).

Cette distribution spatiale révèle une relation directe entre la couverture végétale et la rétention de l'eau du sol.

Explicitement, les zones à forte couverture végétale présentent une structure de sol adéquate à l'augmentation de l'infiltration des eaux de précipitations contribuant à la recharge des nappes souterraines. Alors ces zones ne présentent pas de plans d'eau et eau stagnante en surface. Cette assertion est défendue par Gyssels *et al.*, (2005) qui stipulent que les sols végétalisés

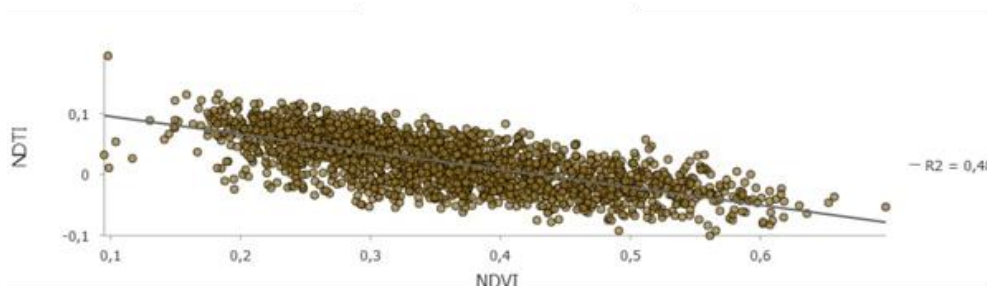
présentent une bonne résistance à l'érosion et une meilleure capacité de stockage et d'infiltration de l'eau dans le sol.

De même, Bronick *et al.*, (2005) soulignent que les sols sous couverture végétale continue présentent une capacité d'infiltration d'eau plus élevée en raison d'une meilleure stabilité des agrégats et d'une macroporosité plus développée.

À l'inverse, les zones à faible couverture végétale indiquant de faibles valeurs de NDVI présentent une faible capacité de rétention hydrique. L'absence de protection végétale expose directement le sol à l'érosion favorisant la diminution de l'infiltration. Ce comportement hydrologique se traduit aussi par la stagnation des eaux qui n'arrivent pas à s'infiltrer et par des ravinements tels que documenté par d'autres auteurs comme Lal, (2001) et Bruijnzeel, (2004).

De plus, la relation observée entre la végétation et les eaux de surfaces est corroborée par des études en télédétection de Razagui *et al.*, (2014) qui montrent que les valeurs élevées de NDVI sont généralement associées à des teneurs en eau du sol plus importantes, confirmant le rôle de la végétation comme facteur clé de stockage de l'eau du sol.

Relation entre NDVI et NDTI



La corrélation entre NDVI et NDTI est négativement modérée ($R = -0,48$).

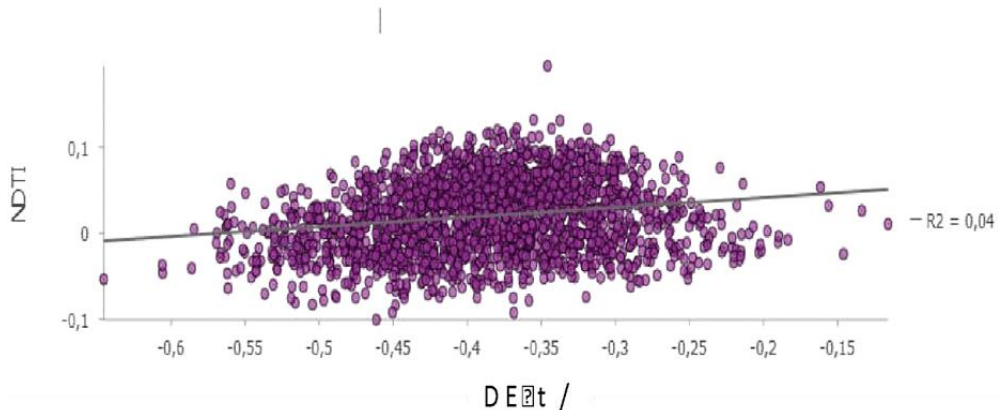
Cela met en évidence des paysages soumis à une anthropisation où la dégradation des sols coexiste avec des poches de végétation active avec des implications sur la stabilité environnementale et la recharge potentielle des nappes souterraines.

Alors, lorsque les activités anthropiques (excavation, creusée et déforestation...) augmentent, le NDTI tend à croître tandis que le NDVI tend à diminuer. Smentek *et al.*, (2025) ont démontrés la pertinence de cette relation dans l'identification des secteurs à risques hydrogéologiques élevés des zones minières.

D'autre part, la combinaison NDVI-NDTI constitue un indicateur robuste de la dynamique végétation-sol-anthropisation. Elle permet d'identifier efficacement les zones de dégradation environnementale et d'inférer indirectement les impacts potentiels sur la recharge et la vulnérabilité des nappes souterraines.

Tran *et al.*, (2022) ; Ashok *et al.*, 2021 et Quemada *et al.*, (2021) confirment cette assertion lorsqu'ils affirment que les combinaisons multi-indices améliorent la précision des classifications, notamment lorsqu'elles sont intégrées à des méthodes d'apprentissage automatique.

Relation entre MNDWI et NDTI



Le MNDWI et le NDTI de l'étude présentent une corrélation positivement mauvaise ($R=0,04$).

Ce résultat signifie que MNDWI et NDTI varient indépendamment. Cela pourrait s'expliquer par l'influence de l'effet saisonnier sur les variables (exemple des saisons pluvieuses). Dans le cas précis de Tortiya, on pourrait émettre l'hypothèse selon laquelle les précipitations ne sont pas des facteurs primordiaux de propagation de contaminant mais que la contamination peut être aussi ponctuelle en fonction du type d'activité menée sur le site.

Ce résultat est opposé aux récents travaux de Gavrilescu, (2021) qui montre que l'humidité de surface constitue un facteur clé dans la propagation des polluants en milieu tropical.

III.3. La vulnérabilité environnementale

La cartographie de la vulnérabilité environnementale met en évidence l'impact des activités minières sur la stabilité écologique du site étudié avec une concentration des fortes vulnérabilités dans les zones fortement anthropisées et dénudées.

Cette observation est bien décrite par Lal, (2001) et Panagos *et al.*, (2015) qui stipulent que dans de nombreux sites miniers abandonnés ou en

activité, la perturbation mécanique des sols entraîne une altération durable des processus hydrologiques de surface et augmente la vulnérabilité des nappes souterraines.

Dans cette étude, les secteurs situés autour des anciennes fosses d'exploitation et les zones de décapage présentent les niveaux de vulnérabilité les plus élevés matérialisés par de faibles valeurs du NDVI comprises entre 0,037 et 0,404 ; des MNDWI élevés entre -0,357 à -0,055 et des NDTI élevés de 0,037 à 0,205. Ces zones sont respectivement dominantes au Nord et au Sud et au Centre du site minier. Dans ces zones-là, les nappes seraient particulièrement exposées aux effets de l'érosion (Gyssels *et al.*, 2005 ; Bronick *et al.*, 2005), aux pollutions diffuses et ponctuelles par des résidus miniers, métaux lourds et matières en suspensions dont le transfert est facilité par l'absence de filtration naturelle.

À l'inverse, les zones relativement végétalisées sont dominantes au Centre du site et présentent des indices de vulnérabilité faibles à modérés. Ces secteurs affichent des valeurs de NDVI plus élevées allant de 0,405 à 0,715 des MNDWI faibles de -0,661 à -0,411 et de faibles valeurs du NDTI allant de -0,139 à 0,004 qui traduisent une meilleure stabilité environnementale. Ces résultats corroborent les conclusions de Jourda *et al.*, (2006) selon lesquelles les zones bénéficiant d'une couverture végétale importante assurent une meilleure protection des sols et des ressources en eau contre les perturbations anthropiques.

Enfin les résultats de cette étude concluent que les zones moyennes à très fortes vulnérabilité représentent 70 % de la superficie totale étudiée tandis que les zones non vulnérables ne représentent que 30 % de tout le site. De façon spécifique, la vulnérabilité est de 42,39% au Nord du site ; 30,79% au Sud et de 26,83% au Centre. Allechy *et al.*, (2016) ont dans le même sens calculer les proportions de vulnérabilité intrinsèque du socle cristallin de la région d'Oumé en appliquant deux méthodes de cartographie de vulnérabilité dont la méthode DRASTIC et la méthode GOD. Leurs résultats avec la méthode DRASTIC montrent que 31,86 % de la zone étudiée présente une vulnérabilité très faible, 68,12 % une vulnérabilité faible et seulement 0,02 % une vulnérabilité moyenne. Avec la méthode GOD, 12,8 % de la zone présente une vulnérabilité très faible, 86,46 % une vulnérabilité faible et 0,74 % une vulnérabilité moyenne.

Conclusion

Cette étude a démontré la pertinence de l'outil géomatique pour l'évaluation de la qualité des nappes souterraines dans un contexte minier complexe. En utilisant les indices spectraux NDVI, MNDWI et NDTI extraits à partir d'image satellitaire, il a été possible de cartographier la dégradation de

la couverture végétale, la turbidité des eaux et la dynamique des plans d'eaux du paysage minier du site de Tortiya.

L'intégration de ces indices dans un SIG a permis de réaliser une analyse spatiale détaillée mettant en évidence les zones potentiellement vulnérables à la contamination des nappes souterraines à travers le rapport surface-subsurface. Et, les analyses confirment l'existence de relations significatives entre les caractéristiques de surface et la sensibilité des nappes souterraines.

Les résultats obtenus montrent que la quasi-totalité du site minier est soumis à des pressions anthropiques entraînant un taux de 70% de vulnérabilité du site. Spécifiquement, le Nord a atteint un taux de vulnérabilité de 42,39 %, le Sud 30,79 % et le centre 26,83%.

Enfin, cette étude ouvre la voie à des analyses temporelles et multi-sources intégrant d'autres bandes spectrales ou des séries chronologiques afin de suivre l'évolution des impacts miniers et de renforcer la planification de la protection des nappes sur de longs termes.

Conflit d'intérêts : Les auteurs n'ont signalé aucun conflit d'intérêts.

Disponibilité des données : Toutes les données sont incluses dans le contenu de l'article.

Déclaration de financement : Les auteurs n'ont obtenu aucun financement pour cette recherche.

References:

1. Affessi, A. S., Koffi, K. G. J.-C., & Sangare, M. (2016). Impacts sociaux et environnementaux de l'orpaillage sur les populations de la région du Bounkani (Côte d'Ivoire). *European Scientific Journal*, 12(26), 288–306. <https://doi.org/10.19044/esj.2016.v12n26p288>
2. Allechy, F. B., Lasm, T., Ta, M. Y., Kouamé, K. F., Oga, M. S., & Jourda, J. P. (2016). *Cartographie de la vulnérabilité à la pollution des aquifères du socle précambrien : cas de la région d'Oumé (Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire)*. *European Scientific Journal*, 12(20), 374–394. <https://doi.org/10.19044/esj.2016.v12n20p374>
3. Ashok, A., Rani, H. P., & Jayakumar, K. V. (2021). Monitoring dynamic changes of wetlands using Landsat imagery based on NDVI and MNDWI indices. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 23, 100547. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100547>
4. Bronick, C. J., Lal, R. (2005). Structure et gestion des sols : une synthèse. *Geoderma*, 124(1–2), 3–22. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2004.03.005>

5. Briffa, J., Sinagra, E., & Blundell, R. (2020). Pollution by heavy metals in the environment and their toxicological effects on humans. *Heliyon*, 6(9), e04691. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e04691>
6. Bruijnzeel, L. A. (2004). Fonctions hydrologiques des forêts tropicales : les arbres empêchent-ils de voir le sol ? *Agriculture, Ecosystems et Environment*, 104(1), 185–228. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2004.01.015>
7. Chowdhury, M., de la Calle, I., Laiz, I., & Ruescas, A. B. (2025). Near real-time global turbidity monitoring using Sentinel-2 data and machine learning techniques. *Remote Sensing*, 17(22), 3716. <https://doi.org/10.3390/rs17223716>
8. Demková, L., Jezný, T., & Bobuľská, L. (2017). Assessment of soil heavy metal pollution in a former mining area – Before and after the end of mining activities. *Soil & Water Research*, 12(4), 229–236. <https://doi.org/10.17221/107/2016-SWR>
9. Fisher, A., Food, N., & Danaher, T. (2016). Comparaison des méthodes d'indice d'eau Landsat pour la classification automatisée de l'eau dans l'est de l'Australie. *Remote Sensing of Environment*, 175 (15), 167-182. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.055>
10. Gavrilesco, M. (2021). Interactions entre l'eau, le sol et les plantes dans un environnement menacé. *Water*, 13(19), 2746. <https://doi.org/10.3390/w13192746>
11. Gyssels, G., Poesen, J., Bochet, E., & Li, Y. (2005). Impact of plant roots on the resistance of soils to erosion by water: A review. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 29(2), 189–217. <https://doi.org/10.1191/0309133305pp443ra>
12. Jaywant, S. A., & Arif, K. M. (2024). Remote sensing techniques for water quality monitoring: A review. *Sensors*, 24(24), 8041. <https://doi.org/10.3390/s24248041>
13. Jourda, JP, Saley, MB, Djagoua, EV, Kouamé, KJ, Biémi, J. et Razack, M. (2006) Utilisation des données ETM+ de Landsat et d'un SIG pour l'évaluation du potentiel en eau souterraine dans le milieu fissuré précambrien de la région de Korhogo (nord de la Côte d'Ivoire) : Approche par analyse multicritère et test de validation. *Téledétection*, 5, 339-357.
14. Kuenzer, C., Dech, S., & Wagner, W. (2015). *Remote Sensing Time Series: Revealing Land Surface Dynamics*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-15967-6>
15. Lal, R. (2001). Soil degradation by erosion. *Land Degradation & Development*, 12(6), 519–539. <https://doi.org/10.1002/ldr.472>
16. Lapworth, D. J., Boving, T., Brauns, B., Dottridge, J., Hynds, P., Kebede, S., Kreamer, D., Misstear, B., Mukherjee, A., Re, V.,

- Sorensen, J., & Ruz Vargas, C. (2023). Qualité des eaux souterraines : enjeux mondiaux, menaces émergentes et nouvelles approches. *Hydrogeology Journal*, 31(1), 15–18. <https://doi.org/10.1007/s10040-022-02542-0>
17. Lyapustin, A. I., Wang, Y., Laszlo, I., Hilker, T., Hall, F. G., Sellers, P. J., Tucker, C. J., & Korkin, S. V. (2012). Multi-angle implementation of atmospheric correction for MODIS (MAIAC): 3. Atmospheric correction. *Remote Sensing of Environment*, 127, 385–393. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.09.002>
 18. MacDonald, A. M., Calow, R. C., MacDonald, D. M. J., Darling, W. G., & Dochartaigh, B. É. Ó. (2009). *What impact will climate change have on rural groundwater supplies in Africa?* *Hydrological Sciences Journal*, 54(4), 690–703. <https://doi.org/10.1623/hysj.54.4.690>
 19. Panagos, P., Borrelli, P., Poesen, J., Ballabio, C., Lugato, E., Meusburger, K., Montanarella, L., & Alewell, C. (2015). *The new assessment of soil loss by water erosion in Europe*. *Environmental Science & Policy*, 54, 438–447. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2015.08.012b>
 20. Quemada, C., Pérez-Escudero, J. M., Gonzalo, R., Ederra, M., Santesteban, L. G., Torres, N., & Iriarte, J. C. (2021). Remote sensing for plant water status monitoring: A review. *Remote Sensing*, 13(11), 2088. <https://doi.org/10.3390/rs13112088>
 21. Rahmati, O., Falah, F., Naghibi, S. A., Biggs, T., Soltani, M., Deo, R. C., Cerdà, A., Mohammadi, F., & Bui, D. T. (2019). *Land subsidence modelling using tree-based machine learning algorithms*. *Science of the Total Environment*, 672, 239–252. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.03.496>
 22. Razagui, A., & Bachari, N. E. I. (2014). *Analyse spatio-temporelle de l'indice de végétation NDVI calculé à partir des images satellites NOAA et MSG*. *Revue des Energies Renouvelables*, 17(3), 497–506. <https://doi.org/10.54966/jreen.v17i3.463>
 23. Saaty, T. L. (1990). *How to make a decision: The analytic hierarchy process*. *European Journal of Operational Research*, 48(1), 9–26. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(90\)90057-I](https://doi.org/10.1016/0377-2217(90)90057-I) Original version published by McGraw-Hill, New York, 1980.
 24. Soro, T. D., Djè Kouakou, B., Ahoussi Kouassi, E., Soro, G., Amani Michel Kouassi, Kouadio, K. E., Oga Yéi, M.-S., & Soro, N. (2013). *Hydroclimatologie et dynamique de l'occupation du sol du bassin versant du Haut Bandama à Tortiya (Nord de la Côte d'Ivoire)*. *Institut des Sciences de l'Environnement*, 13(3), 1-12. <https://doi.org/10.4000/vertigo.14468>

25. Sur, K., Verma, V. K., Panwar, P., Shukla, G., Chakravarty, S., & Nath, A. J. (2024). Monitoring vegetation degradation in India using remote sensing and machine learning: A multisensor, multitemporal, and multiscale approach. *Frontiers in Forests and Global Change*, 7, 1382557. <https://doi.org/10.3389/ffgc.2024.1382557>
26. Smentek, A., Kaczmarek, A., Eksert, P., & Blachowski, J. (2025). Monitoring surface water dynamics in mining areas using remote sensing indices: Literature review and comparative analysis. *Water*, 17(19), 2826. <https://doi.org/10.3390/w17192826>
27. Tran, T. V., Reef, R., & Zhu, X. (2022). Revue des indices spectraux pour la télédétection des mangroves. *Remote Sensing*, 14(19), 4868. <https://doi.org/10.3390/rs14194868>
28. Nations Unies (2022) Eaux souterraines : rendre l'invisible visible. Rapport mondial des Nations Unies sur la mise en valeur des ressources en eau 2022. <https://www.unwater.org/publications/un-world-water-development-report-2022/> . Consulté en Janvier 2026.
29. Yapi, Y. H. A., Dongui, B. K., Trokourey, A., Barima, Y. S. S., Essis, Y., & Atheba, P. (2014). Évaluation de la pollution métallique des eaux souterraines et de surface dans un environnement minier aurifère à Hiré (Côte d'Ivoire). *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, 8(3), 1281–1289. <https://doi.org/10.4314/ijbcs.v8i3.41>
30. Yoboué, K. K. M. (2015). *Tortiya, quand le diamant fait perdre la tête* (Rapport). Groupe de Recherche et de Plaidoyer sur les Industries Extractives (GRPIE) & Partenariat Afrique Canada. <https://impacttransform.org/wp-content/uploads/2017/09/GRPIE-and-PAC-Tortiya-November-2015.pdf> . Consulté en décembre 2025
31. Zhang, J., Zhang, W., Mei, Y., & Yang, W. (2019). Geostatistical characterization of local accuracy for remote sensing land cover change classification using reference samples with complex configurations. *Remote Sensing of Environment*, 223, 63–81. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.008>.