UCLouvain

AGRO LOUVAIN

Faculté des bioingénieurs

Contribution de la télédétection pour le suivi de la qualité physico-chimique des eaux de surface dans l'espace de compétence de l'Agence de l'Eau du Gourma au Burkina Faso.

Cas du barrage de Tandjari

Auteur	Maryam Sylla
Promoteurs	Marnik Vanclooster(ELI)
	Issoufou Ouedraogo(UYAT)
Lecteurs	Charles Bielders (ELI)
	Pierre Defourny (ELI)
Année Académique	2024 - 2025

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

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon promoteur, le Professeur Marnik Vanclooster, pour m'avoir permis de réaliser ce travail enrichissant, ainsi qu'à mon co-promoteur, le Professeur Issoufou Ouedraogo, pour ses conseils avisés et son expertise précieuse sur le contexte burkinabé. Leur accompagnement et leurs recommandations m'ont été d'une aide inestimable et ont permis de surmonter plusieurs difficultés rencontrées au cours de ce travail.

Je remercie également l'ensemble du groupe de recherche ELI, sous la supervision du Professeur Vanclooster, pour leurs remarques constructives et leur soutien tout au long de l'année.

Ma reconnaissance va aussi au Professeur Charles Bielders et Professeur Pierre Defourny, qui ont accepté d'être les lecteurs de ce mémoire et de faire partie du jury.

Enfin, je souhaite remercier chaleureusement ma famille et mes amis pour leur précieux soutien tout au long de la réalisation de ce travail de fin d'études.

Table des matières

Remerciements **2**

1 Introduction **10**
1.1 Problématique et question de recherche . . . 10
1.2 Objectif spécifique 1 : Diagnostic intégré de la qualité de l'eau et identification des facteurs de pression . . . 11
1.3 Objectif spécifique 2 : Suivi spatio-temporel de la qualité de l'eau par télédétection . . 11
1.4 Objectif spécifique 3 : Modélisation et prévision de la qualité de l'eau . . . 12

2 État de l'art **13**
2.1 Contexte géographique . . . 13
2.1.1 Localisation . . . 13
2.1.2 L'Agence de l'Eau du Gourma (AEG) . . . 14
2.2 Contexte socio-économique . . . 15
2.2.1 Éducation et santé . . . 15
2.2.2 Économie . . . 16
2.2.3 Contexte local : Espace de Compétence de l'Agence de l'Eau du Gourma (EC-AEG) . . . 16
2.3 Qualité de l'eau . . . 18
2.3.1 Qualité physico-chimique . . . 19
2.3.2 Qualité biologique . . . 22
2.3.3 Qualité hydrogéomorphologiques . . . 23
2.3.4 Indice intégré . . . 23
2.4 Pollution de l'eau . . . 24
2.4.1 Source de pollution . . . 24
2.4.2 Types de polluants . . . 25
2.5 Évaluation de la qualité physico-chimique par la télédétection . . . 25
2.5.1 Utilisation des Systèmes d'Information Géographique (SIG) pour l'analyse de la qualité de l'eau . . . 25
2.5.2 Télédétection et qualité de l'eau . . . 26
2.6 Modélisation statistique et temporelle de la qualité de l'eau . . . 31
2.6.1 Régression linéaire multivariée . . . 31
2.6.2 Modèle ARIMA . . . 32
2.6.3 Utilisation combinée . . . 32

3 Matériel et méthode **33**
3.1 Description de la Zone d'Étude . . . 33
3.2 Données . . . 35
3.2.1 Données in situ des paramètres physico-chimiques . . . 35
3.2.2 Données environnementales . . . 35
3.2.3 Données satellitaires . . . 37
3.3 Méthodologie . . . 39
3.3.1 Diagnostic de la qualité de l'eau et identification des facteurs de pression . . . 39
3.3.1.1 Indice de Qualité de l'Eau . . . 40
3.3.2 Suivi de la qualité de l'eau par télédétection . . . 42
3.3.2.1 Indices de qualité de l'eau . . . 42
3.3.2.2 Traitement des données satellitaires . . . 44
3.3.3 Modélisation temporelle et prévision de la qualité de l'eau . . . 47
3.3.4 Classification de la qualité de l'eau au cours du temps . . . 49

4 Résultats **50**
4.1 Paramètres physico-chimiques et facteurs de pression . . . 50
4.2 Télédétection . . . 50
4.2.1 Indices par Sentinel-2 pour l'année 2019 . . . 50
4.2.1.1 Cartes saisonnières . . . 50
4.2.1.2 Analyse de séries temporelles . . . 56
4.2.2 Indices par Landsat 8 pour la période 2014-2024 . . . 57
4.2.2.1 Analyse de séries temporelles . . . 57
4.2.2.2 Classification de la qualité de l'eau . . . 57
4.3 Modélisation et prévision de la qualité de l'eau . . . 58
4.3.1 Corrélation avec la turbidité . . . 58
4.3.2 Prédiction du NDTI . . . 58
4.3.3 Prédiction de la turbidité . . . 60

5 Discussion **61**
5.1 Diagnostic intégré de la qualité de l'eau et identification des facteurs de pression . . . 61
5.2 Suivi spatio-temporel de la qualité de l'eau par télédétection . . . 63
5.2.1 Cartes saisonnières par Sentinel-2 . . . 63
5.2.2 Série temporelle et classification de la qualité de l'eau . . . 64
5.2.3 Analyse temporelle . . . 65
5.3 Modélisation spatio-temporelle et prévision de la turbidité du barrage . . . 66
5.3.1 Analyse des corrélations entre la turbidité mesurée et les indices spectraux . . . 66
5.3.2 Prévision du NDTI par Auto-ARIMA et estimation de la turbidité . . . 69

6 Conclusion **70**

Bibliographie **73**

7 Annexes **81**

Liste des tableaux

2.1 Paramètres de qualité de l'eau, méthodes de mesure et normes OMS/Burkina Faso . . 23
2.2 Classification de la qualité de l'eau selon l'IQE (Brown et al. 1970) (Horton 1965) 24

3.1 Précipitations mensuelles en 2019 (mm/mois) (FAO AQUASTAT, 2019) 34
3.2 Composantes annuelles moyennes du bilan hydrique du barrage de Tandjari (2012–2016) 36
3.3 Sources de données et utilisations dans l'étude 39
3.4 Classification de la qualité de l'eau selon l'IQE (Brown et al. 1970) (Horton 1965) 41
3.5 Bandes spectrales de Sentinel-2 (Sentiwiki Copernicus) 45
3.6 Bandes spectrales de Landsat 8/9 (USGS) 45

4.1 Corrélations entre la turbidité in situ et les indices et les précipitations 58
4.2 Résumé des coefficients du modèle ARIMA(0,1,2)(2,0,0)[12] pour la prédiction du NDTI 59

7.1 Résultats du test de Shapiro-Wilk par variable physico-chimique et type d'eau 81
7.2 Résultats du test de Kruskal-Wallis par variable physico-chimique et type d'eau. . . . 82
7.3 Résumé statistique paramètres de l'eau brute 82
7.5 Corrélations entre la turbidité et les indices spectraux après suppression de l'outlier. . 82
7.4 Valeurs manquantes par variable pour l'eau brute 83
7.6 Matrice des composantes principales (ACP) 83

Table des figures

2.1 Burkina Faso et la zone d'étude, Fada n'Gourma (Intercarto, 2004) 13
2.2 Bassins versants nationaux (AEG, 2019) 14
2.3 Zone d'intervention de l'AEG (AEG, 2019) 15
2.4 Domaine de compétence de l'AEG (AEG, 2019) 16
2.5 Indicateurs mondiaux pour les ODD 6 (United NAtions 2015) 19
2.6 Spectre électromagnétique (Lena Lighting, 2025) 26

3.1 Bassin versant de la zone de Tandjari 33
3.2 Occupation du sol. AEG (2016) 37
3.3 Types de sol. AEG (2016) 37
3.4 Pourcentage de pentes par DEM, (NASA et al., 2015) 37
3.5 Érosion mensuelle calculée par USLE en tonnes par hectare dans le bassin versant du barrage de Tandjari 37
3.6 Schéma conceptuel de la méthodologie 40

4.1 Boxplots des paramètres physicochimiques 51
4.2 Box-plots de la turbidité par type d'eau 51
4.3 Box-plots d'IQE par type d'eau 52
4.4 Box-plots d'IQE 52
4.5 Variation temporelle de l'IQE (tous types) 52
4.6 Variation temporelle de l'IQE 52
4.7 Évolution et distribution de l'indice de qualité de l'eau (IQE). 52
4.8 NDCI - Saison sèche 53
4.9 NDTI - Saison sèche 53
4.10 NDCI - Saison pluvieuse 53
4.11 NDTI - Saison pluvieuse 53
4.12 NDCI - Saison post-pluvieuse 53
4.13 NDTI - Saison post-pluvieuse 53
4.14 Variations saisonnières du NDCI et du NDTI en 2019 53
4.15 NDSSI - Saison sèche 54
4.16 CDOM - Saison sèche 54
4.17 NDSSI - Saison pluvieuse 54
4.18 CDOM - Saison pluvieuse 54
4.19 NDSSI - Saison post-pluvieuse 54

4.20 CDOM - Saison post-pluvieuse 54
4.21 Variations saisonnières du NDSSI et de la matière organique dissoute (CDOM) en 2019 54
4.22 NDWI - Saison sèche 55
4.23 NSMI - Saison sèche 55
4.24 NDWI - Saison pluvieuse 55
4.25 NSMI - Saison pluvieuse 55
4.26 NDWI - Saison post-pluvieuse 55
4.27 NSMI - Saison post-pluvieuse 55
4.28 Variations saisonnières du NDWI et du NSMI en 2019 55
4.29 Série temporelle des indices en 2019 56
4.30 Classification de la qualité de l'eau en 2019 56
4.31 Séries temporelles des indices de qualité de l'eau 57
4.32 Tendances des indices de qualité de l'eau 57
4.33 Classification de la qualité de l'eau 2014-2023 57
4.34 Régression polynomiale de la turbidité avec intervalle d'incertitude 58
4.35 Décomposition de l'indice NDTI 58
4.36 Régression multi-variée du NDTI 58
4.37 Modélisation du NDTI par Auto-Arima 59
4.38 Turbidité prédite par équation quadratique 60
4.39 Comparaison entre la turbidité mesurée sur le terrain et prédite 60

7.1 Régression linéaire entre la turbidité in situ et l'indice NDTI sans outlier. 83
7.2 Prévisions du NDTI 84

Chapitre 1

Introduction

L'eau est une ressource essentielle au développement socio-économique, notamment dans des régions semi-arides comme le Burkina Faso. La qualité des eaux de surface influence directement la santé publique, l'agriculture et la préservation des écosystèmes aquatiques. Toutefois, les pressions anthropiques croissantes et les effets du changement climatique compromettent la qualité de l'eau, rendant indispensable la mise en place de méthodes de surveillance rigoureuses et efficaces (IPCC 2022). L'utilisation conjointe de la télédétection et des Systèmes d'Information Géographique (SIG) constitue une approche innovante et performante pour caractériser la qualité des eaux de surface. Ces technologies permettent une analyse spatio-temporelle fine de certains paramètres physico-chimiques de l'eau, offrant une vision détaillée des variations et des tendances au fil du temps de ces paramètres. Ce travail s'inscrit dans cette perspective en se focalisant sur le réservoir de Tandjari, situé dans l'est du Burkina Faso. Ce réservoir, géré par l'Office national de l'eau et de l'assainissement (ONEA), et situé dans l'espace de compétence de l'Agence de l'Eau du Gourma (AEG) , est une source cruciale d'approvisionnement en eau potable pour Fada N'Gourma, Chef-lieu de la région de l'Est. Cette étude vise donc à mieux comprendre les spécificités environnementales de la région et leurs impacts sur la gestion des ressources en eau.

1.1 Problématique et question de recherche

La qualité de l'eau des réservoirs est un paramètre critique pour la gestion durable des ressources en eau, en particulier dans les régions vulnérables comme l'est du Burkina Faso. Or, les systèmes traditionnels de surveillance reposant uniquement sur des campagnes de prélèvements in situ présentent plusieurs limites : couverture spatiale restreinte, fréquence d'échantillonnage insuffisante, coûts élevés et délais d'analyse. Ces limites empêchent une compréhension fine de la variabilité spatio-temporelle des paramètres physico-chimiques de l'eau, pourtant essentielle à une gestion efficace des ressources hydriques.

Ce déficit de données et de continuité dans le suivi constitue un véritable vide scientifique et technique (research gap) dans l'évaluation continue de la qualité de l'eau. En réponse à ce problème, l'usage de la télédétection couplée aux Systèmes d'Information Géographique (SIG) apparaît comme

une solution prometteuse, permettant une observation régulière, à grande échelle, des plans d'eau à moindre coût. Grâce aux images satellitaires à haute résolution spatiale et temporelle, il devient possible de surveiller indirectement certains paramètres de qualité de l'eau via des indices optiques et thermiques.

Dans ce contexte, ce mémoire propose d'étudier comment les outils de la télédétection et des SIG peuvent contribuer à pallier les limitations des dispositifs de surveillance classiques. La période d'étude s'étend de 2014 à 2024, offrant une perspective de moyen terme sur les tendances et les dynamiques en jeu.

La **question de recherche** est donc : "Comment les produits de la télédétection actuels peuvent-ils être utilisés pour analyser la variabilité spatio-temporelle de certains paramètres physico-chimiques et évaluer la qualité de l'eau du barrage de Tandjari au Burkina Faso ?"

L'objectif de cette étude est donc d'**analyser la variabilité spatio-temporelle de la qualité de l'eau du réservoir de Tandjari, en tenant compte des différents facteurs environnementaux et anthropiques qui influencent la qualité de l'eau**.

1.2 Objectif spécifique 1 : Diagnostic intégré de la qualité de l'eau et identification des facteurs de pression

Hypothèse 1 : La qualité physico-chimique de l'eau du barrage de Tandjari présente une variabilité significative selon la localisation, la saison et les pressions environnementales et anthropiques.
Cet objectif vise à réaliser un diagnostic exhaustif de la qualité de l'eau à partir des données in situ et de l'analyse des facteurs externes. Les paramètres physico-chimiques (pH, température, turbidité, conductivité, etc.) sont analysés selon les recommandations méthodologiques en vigueur. Les données de 2019 sont exploitées pour caractériser la variabilité spatiale et temporelle, et pour calculer un indice synthétique de qualité de l'eau (IQE). Parallèlement, une analyse spatiale est conduite afin d'identifier les facteurs de pression : l'érosion potentielle des sols, les précipitations, la nature des sols, l'occupation du sol et la topographie. L'intégration de ces données permet de localiser les zones sensibles et de relier les variations observées à des causes environnementales ou anthropiques.

1.3 Objectif spécifique 2 : Suivi spatio-temporel de la qualité de l'eau par télédétection

Hypothèse 2 : Les indices de qualité de l'eau issus de la télédétection (Sentinel-2, Landsat 8/9, MODIS) reflètent fidèlement les dynamiques observées in situ et permettent un suivi efficace à long terme.

Cet objectif consiste à exploiter les images satellites pour calculer des indices de qualité de l'eau (NDTI, NDSSI, NDCI, NDWI, NSMI, CDOM, LST) sur Google Earth Engine^{TM} et à analyser leur évolution sur la période 2014-2024. Les images Sentinel-2 de 2019 sont utilisées pour produire des cartes saisonnières et classer la qualité de l'eau à l'échelle annuelle. Les séries temporelles Landsat 8/9 permettent de suivre les évolutions interannuelles et d'identifier les tendances ou ruptures. Une validation croisée avec les données in situ est réalisée pour évaluer la robustesse des indices. Les corrélations entre indices satellitaires et données environnementales ou anthropiques sont également étudiées.

Les indices calculés incluront :

- Chlorophyll-a Index (NDCI) : Évalue les proliférations d'algues, indiquant les niveaux de nutriments (Sachidananda Mishra et Deepak R. Mishra) ;
- LST (Land Surface Temperature) : Mesure la température de surface(Z. Li et al. 2013)
- NSMI (Normalized Suspended Material Index) : Mesure la concentration de matières en suspension(Fiuza Borges, Souza dos Anjos et Santana Santos 2011) ;
- NDSSI (Normalized Difference Suspended Sediment Index) : Suit les sédiments en suspension (Du et al. 2016) ;
- CDOM Index (Colored Dissolved Organic Matter) : Évalue la concentration de matière organique dissoute, influençant la couleur de l'eau(Gordon et Wang 1994) ;
- NDTI (Normalized Difference Turbidity Index) : Mesure de la clarté de l'eau, fournissant des informations sur la turbidité (Esri s. d.) ; et
- NDWI (Normalized Difference Water Index) qui délimite et surveille les changements de contenu dans l'eau en surface. Il met en évidence la présence nette d'eau (McFeeters 1996).

1.4 Objectif spécifique 3 : Modélisation et prévision de la qualité de l'eau

Hypothèse 3 : La modélisation statistique et temporelle des indices de télédétection permet d'anticiper l'évolution de la qualité de l'eau et d'identifier les périodes à risque.

Ce dernier objectif vise à modéliser et prévoir l'évolution de la qualité de l'eau à partir des séries temporelles des indices les plus représentatifs (notamment le NDTI). Une régression multivariée est d'abord appliquée pour prédire le NDTI à partir d'autres indices (NDCI, CDOM, NDSSI, NSMI, LST) et des précipitations et températures de surface . Ensuite, une modélisation temporelle de type ARIMA est mise en œuvre : décomposition saisonnière, test de stationnarité, ajustement du modèle, validation croisée et vérification des résidus. Enfin, des prévisions du NDTI sont réalisées pour les années 2025 et 2026, et la qualité de l'eau correspondante est classée selon les seuils définis. Cela permettra ensuite de prédire la turbidité du barrage de Tandjari.

Chapitre 2

État de l'art

2.1 Contexte géographique

2.1.1 Localisation

Le Burkina Faso, représenté à la figure 2.1, est un pays situé en Afrique de l'Ouest, avec une superficie de 274 000 km^2. Il est enclavé et partage ses frontières avec six pays : le Mali au nord, le Niger à l'est, le Bénin au sud-est, le Togo et le Ghana au sud, ainsi que la Côte d'Ivoire au sud-ouest (Encyclopædia Universalis s. d.).

Ce pays présente une diversité de conditions climatiques, topographiques et hydrologiques influençant la qualité de ses ressources en eau. Le climat est de type tropical soudano-sahélien, avec une saison des pluies de juin à octobre et une saison sèche de novembre à mai. Le territoire est majoritairement plat, composé de plateaux et de plaines, et découpé en quatre grands bassins hydrographiques visibles à la figure 2.2, dont celui du Niger, qui comprend la zone d'étude.



Figure 2.1 – Burkina Faso et la zone d'étude, Fada n'Gourma (Intercarto, 2004)

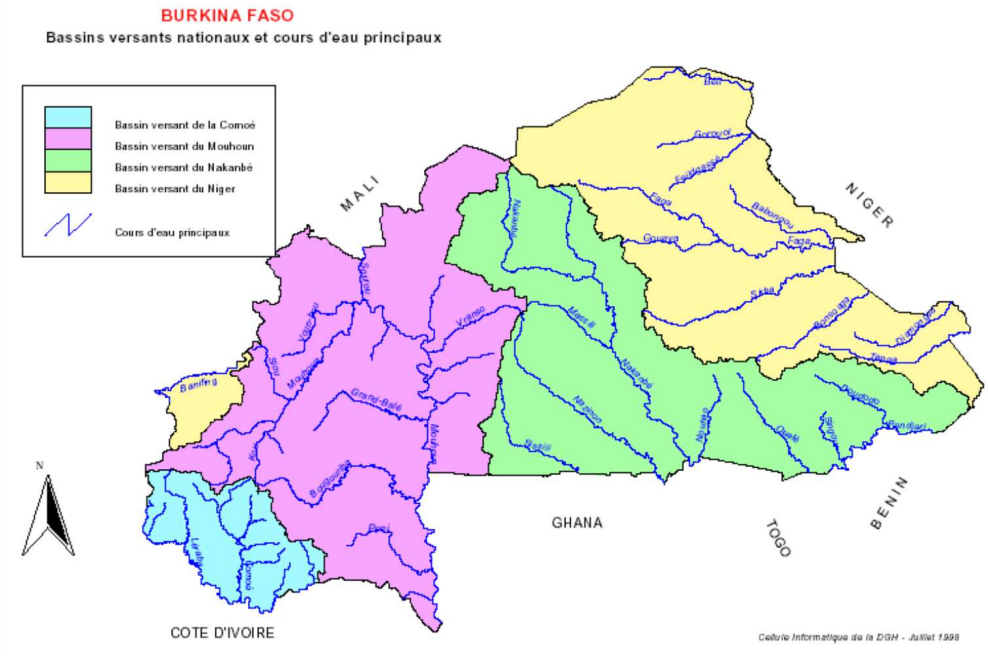


FIGURE 2.2 – Bassins versants nationaux (AEG, 2019)

2.1.2 L'Agence de l'Eau du Gourma (AEG)

L'Agence de l'Eau du Gourma (AEG) est l'une des cinq agences de l'eau mises en place au Burkina Faso pour une gestion intégrée et décentralisée des ressources en eau, dont la zone d'intervention est représentée à la figure 2.3. Créée en application du décret n°2003-286/PRES/PM/MAHRH du 09 juin 2003, la zone d'intervention de l'AEG couvre une superficie de 51 060,34 km^2 (AEG, 2020), englobant partiellement cinq régions administratives (GOURMA (AEG) 2020) :

- Centre-Est
- Centre-Nord
- **Est (incluant la zone de Fada N'Gourma)**
- Plateau Central
- Sahel

L'AEG a pour mission de garantir la gestion durable des ressources en eau dans son périmètre d'intervention. Ses principales fonctions sont la gestion et planification des ressources en eau,qui consiste à l'élaboration du Schéma Directeur d'Aménagement et de Gestion des Eaux (SDAGE) et des Schémas d'Aménagement et de Gestion de l'Eau (SAGE). La deuxième fonction est la surveillance et le contrôle de la qualité de l'eau, et donc le suivi régulier des niveaux de pollution des cours d'eau et des retenues d'eau, tout comme le contrôle de la qualité de l'eau potable et des risques de contamination.

L'agence a également pour but de protéger les ressources en eau et de lutter contre l'érosion. Il en résulte donc la mise en place de périmètres de protection autour des retenues d'eau et des mesures contre la pollution agricole, industrielle et domestique. Elle prône la coordination des acteurs locaux en sensibilisant la population à la préservation des ressources en eau et en collaborant avec les autorités locales, les ONG et les chercheurs.(GOURMA (AEG) 2020)

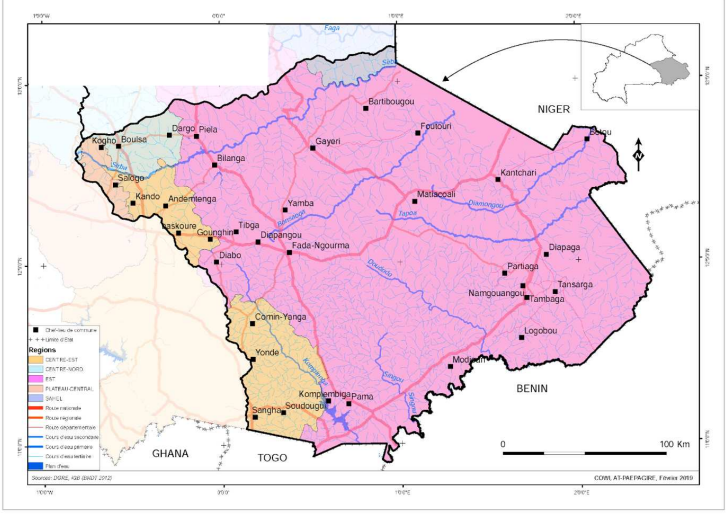


FIGURE 2.3 – Zone d'intervention de l'AEG (AEG, 2019)

L'AEG gère de nombreux barrages dans sa zone d'intervention, dont les plus importants sont (GOURMA (AEG) 2020) :

- Barrage de Tapoa
- Barrage de Kompienga
- Barrage de Sidikompenga
- **Barrage de Tandjari**

L'emplacement de certains de ces réservoirs est visible à la figure 2.4 .

2.2 Contexte socio-économique

Le Burkina Faso, pays sahélien d'Afrique de l'Ouest, comptait environ 22 millions d'habitants en 2024 avec une croissance démographique rapide de 2.9 % par an (AFRICAN DEVELOPMENT BANK s. d.). Plus de 65 % de la population a moins de 25 ans, ce qui engendre une forte demande en éducation, emploi et services sociaux. L'espérance de vie est estimée à 62 ans, avec un taux de natalité élevé (37‰) et une mortalité infantile encore préoccupante (53‰) (GOUVERNEMENT DU BURKINA FASO 2021).

L'urbanisation s'accélère, notamment à Ouagadougou et Bobo-Dioulasso, mais 70 % de la population vit toujours en milieu rural, où l'accès à l'eau, à l'électricité, à la santé et à l'éducation reste limité. L'insécurité croissante a entraîné plus de 2 millions de déplacés internes en 2024 (INSTITUT NATIONAL DE LA STATISTIQUE ET DE LA DÉMOGRAPHIE (INSD) 2015).

2.2.1 Éducation et santé

Le taux d'alphabétisation reste faible (41 %) et plus de 6 000 écoles sont fermées à cause de l'insécurité (BANQUE MONDIALE 2024). L'accès à la santé est entravé par le manque de personnel et d'infrastruc-

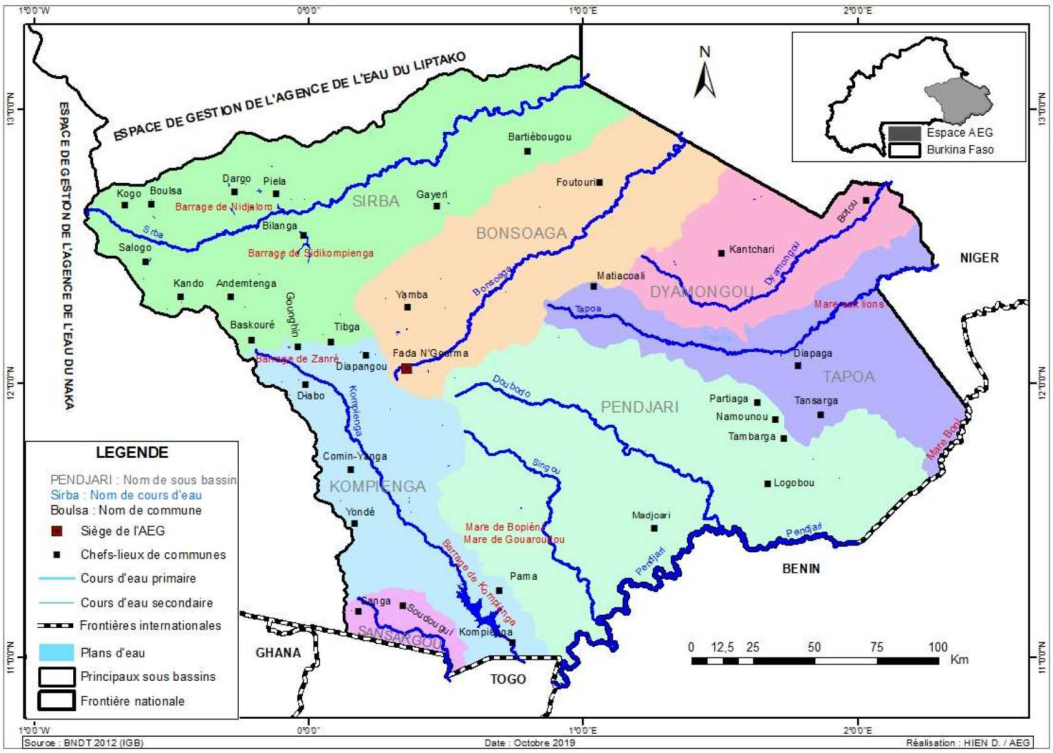


FIGURE 2.4 – Domaine de compétence de l'AEG (AEG, 2019)

tures, une forte prévalence du paludisme, une mortalité maternelle élevée (320/100 000) et un accès encore limité à l'eau potable, surtout en zone rurale (FASO7 2025).

2.2.2 Économie

L'économie repose sur l'agriculture (30 % du PIB, 80 % des actifs) et le secteur minier, notamment l'or, qui représente plus de 70 % des exportations (FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION (FAO) s. d. ; BANQUE MONDIALE 2024). Le secteur informel est dominant (60 % des emplois), avec une forte vulnérabilité aux chocs climatiques et sécuritaires. Le taux de pauvreté dépasse 40 %, et le chômage des jeunes en milieu urbain excède 25 % (INTERNATIONAL LABOUR ORGANIZATION (ILO) s. d.).
Le Plan National de Développement Économique et Social 2021–2025 vise à restaurer la sécurité, renforcer la résilience et stimuler les secteurs porteurs (GOUVERNEMENT DU BURKINA FASO 2021).

2.2.3 Contexte local : Espace de Compétence de l'Agence de l'Eau du Gourma (EC-AEG)

À Fada N'Gourma, la population augmente rapidement en raison de l'afflux de déplacés internes (46 532 en 2021) (AGENCE DE L'EAU DU GOURMA 2021). L'économie locale est dominée par l'agriculture (sorgho, mil, coton), l'élevage, l'exploitation artisanale de l'or, et le commerce (MAIRIE DE FADA N'GOURMA s. d.).
Malgré la présence d'infrastructures éducatives de base et d'un centre hospitalier régional, l'accès aux soins reste limité et les maladies liées à l'eau persistent (AGENCE DE L'EAU DU GOURMA 2021).

Les enjeux sociaux, économiques et environnementaux sont exacerbés par la pression démographique, l'insécurité et la rareté des ressources naturelles.

Démographie et caractéristiques sociales

La région de Fada N'Gourma connaît une dynamique démographique marquée. La population s'élève à 187 692 habitants en 2020, avec une densité relativement modérée par rapport aux zones urbaines du Burkina Faso. Cette population est en croissance constante, notamment en raison de l'afflux de personnes déplacées internes (PDI) en raison de l'insécurité et des conflits dans le pays. En juin 2021, la ville accueillait 46 532 PDI, ce qui représente un défi en matière d'infrastructures et de services sociaux. (Agence de l'Eau du Gourma 2021)

La composition ethnique est diversifiée, avec une prépondérance des Gulmacema, suivis des Mossis et des Peuls. L'organisation sociale repose sur un système de chefferie traditionnelle qui joue un rôle clé dans la gestion locale des ressources et des conflits(Agence de l'Eau du Gourma 2021).

Économie et sources de revenus

L'économie de Fada N'Gourma repose principalement sur l'agriculture, l'élevage, l'exploitation des ressources forestières et le commerce.(Mairie de Fada N'Gourma s. d.)

- **Agriculture** : C'est l'activité dominante, avec la production de céréales (sorgho, mil, maïs), de légumineuses (niébé, arachide) et de cultures de rente comme le coton. La ville dispose de 409 ha de bas-fonds aménagés pour l'agriculture, de 2 périmètres irrigués de 25 ha chacun et d'un périmètre maraîcher d'1 ha, favorisant le maraîchage urbain.
- **Élevage** : L'élevage de bovins, ovins et caprins est une activité clé, complétée par la vente de produits dérivés (lait, cuir).(Agence de l'Eau du Gourma 2021)
- **Orpaillage et exploitation minière** : Bien que marginale, l'extraction artisanale de l'or représente une source importante de revenus pour certains ménages.
- **Commerce et artisanat** : Le commerce de biens agricoles et manufacturés structure l'économie locale, avec un réseau de marchés hebdomadaires très actifs.(Agence de l'Eau du Gourma 2021)

Accès aux infrastructures et services sociaux

En ce qui concerne l'éducation, la région dispose d'un bon réseau d'écoles primaires et secondaires, mais l'offre de formation professionnelle et universitaire reste limitée. La seule institution d'enseignement supérieur à Fada N'Gourma propose des filières en génie civil et en exploration minière.(Agence de l'Eau du Gourma 2021)

Pour la santé, l'accessibilité aux soins est inégale. La ville dispose d'un Centre Hospitalier Régional (CHR) et de plusieurs Centres Médicaux avec Antenne Chirurgicale (CMA), mais la demande

excède souvent l'offre. Les maladies liées à l'eau, comme les infections diarrhéiques et le paludisme, restent préoccupantes. (Agence de l'Eau du Gourma 2021)

Enjeux et défis

- **Pression démographique** : L'urbanisation croissante et l'afflux de PDI nécessitent un renforcement des infrastructures.
- **Sécurité alimentaire** : La dépendance aux précipitations et la dégradation des terres menacent la production agricole.
- **Accès à l'eau et assainissement** : Malgré la présence du barrage de Tandjari, les besoins en eau potable et en irrigation augmentent.
- **Économie locale et emploi** : Le faible développement industriel limite les opportunités d'emploi en dehors de l'agriculture et du commerce informel.

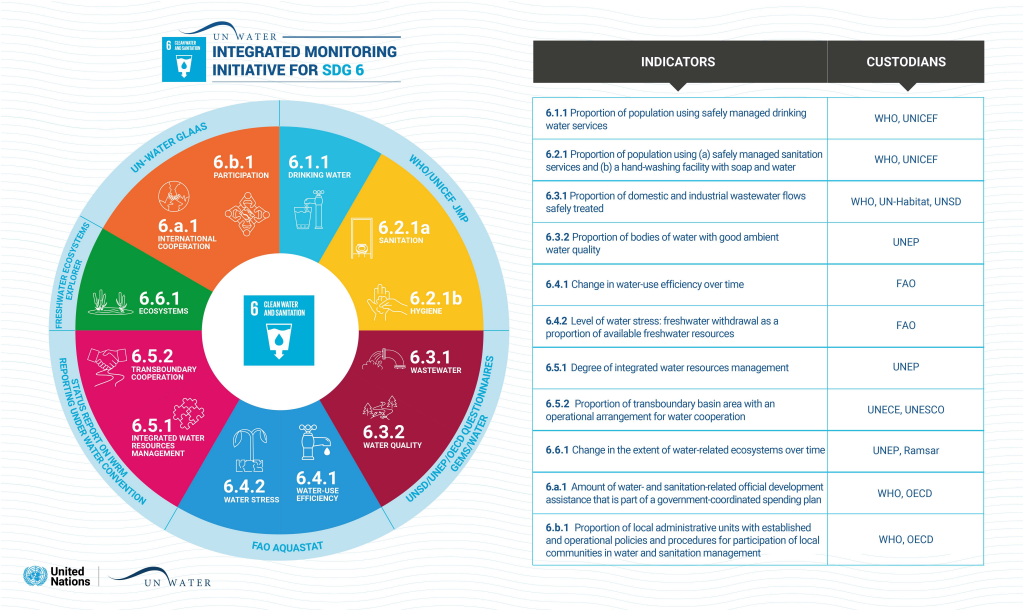
En résumé, Fada N'Gourma constitue un pôle économique et social stratégique dans la région de l'Est, mais doit relever des défis majeurs en matière de développement durable et de résilience face aux crises environnementales et sécuritaires. (Agence de l'Eau du Gourma 2021)

2.3 Qualité de l'eau

La qualité de l'eau désigne l'ensemble des caractéristiques physiques, chimiques, biologiques et hydromorphologiques d'une ressource en eau, évaluées par rapport à des normes ou critères spécifiques requis pour un usage donné (potable, agricole, industriel, écologique, etc.). Elle reflète la capacité de l'eau à répondre à plusieurs fonctions et services tout en minimisant les risques pour l'homme et l'environnement (Federal Judicial Center s. d.). Ces critères sont établis pour garantir que l'eau soit suffisamment saine pour la consommation humaine (potabilité), pour être adaptée aux activités récréatives comme la baignade, et à être propice au maintien et au développement des écosystèmes aquatiques (World Health Organization, 2017) .

Selon l'UNEP, il existe quatre types de qualité de l'eau : l'eau potable, l'eau agréable en goût, l'eau contaminée (polluée) et l'eau infectée (United Nations Environment Programme 2025).

Les objectifs du développement durable (ODD) contribuent à la qualité de l'eau. Le 6e objectif des ODD est de distribuer à la population de l'eau potable saine mais aussi l'établissement d'infrastructures sanitaires. Elles consistent à se concentrer sur la gestion durable des ressources en eau, des écosystèmes, des eaux usées. Dans l'Agenda 2030 pour le développement durable, des indicateurs mondiaux sont mobilisés par les pays afin d'effectuer un suivi et des examens systématiques des progrès réalisés vers les Objectifs et les cibles (United Nations 2015). Ceux-ci sont décris à la figure 2.5 ci-dessous :
Néanmoins, ces indicateurs révèlent que les progrès demeurent insuffisants pour atteindre le 6e objectif des ODD , selon Dr. Aurélian Dumont de UNESCO-PHI Secretariat à Paris : "Malheureusement, les progrès restent insuffisants, aucun indicateur vert n'ayant été détecté. Il est alarmant de constater



INDICATORS	CUSTODIANS
6.1.1 Proportion of population using safely managed drinking water services	WHO, UNICEF
6.2.1 Proportion of population using (a) safely managed sanitation services and (b) a hand-washing facility with soap and water	WHO, UNICEF
6.3.1 Proportion of domestic and industrial wastewater flows safely treated	WHO, UN-Habitat, UNSD
6.3.2 Proportion of bodies of water with good ambient water quality	UNEP
6.4.1 Change in water-use efficiency over time	FAO
6.4.2 Level of water stress: freshwater withdrawal as a proportion of available freshwater resources	FAO
6.5.1 Degree of integrated water resources management	UNEP
6.5.2 Proportion of transboundary basin area with an operational arrangement for water cooperation	UNECE, UNESCO
6.6.1 Change in the extent of water-related ecosystems over time	UNEP, Ramsar
6.a.1 Amount of water- and sanitation-related official development assistance that is part of a government-coordinated spending plan	WHO, OECD
6.b.1 Proportion of local administrative units with established and operational policies and procedures for participation of local communities in water and sanitation management	WHO, OECD

FIGURE 2.5 – Indicateurs mondiaux pour les ODD 6 (United NAtions 2015)

que l'objectif 6a (coopération internationale dans le domaine de l'eau et de l'assainissement) a même régressé. La communauté mondiale doit donc prendre des mesures urgentes pour accélérer les progrès vers la réalisation de l'ODD 6."

2.3.1 Qualité physico-chimique

La qualité physico-chimique de l'eau joue un rôle crucial dans la gestion environnementale et le développement durable, notamment pour répondre aux besoins biologiques essentiels, soutenir les activités économiques (agriculture, industrie, tourisme) et préserver les écosystèmes aquatiques. Une eau de bonne qualité est indispensable pour la santé publique, la sécurité alimentaire et la conservation de la biodiversité (World Health Organization, 2017).
L'évaluation de la qualité physico-chimique de l'eau repose sur plusieurs paramètres physiques et chimiques essentiels qui permettent de déterminer son aptitude aux différents usages (potable, agricole, industriel, écologique). Ces paramètres influencent la stabilité des écosystèmes aquatiques et la santé humaine.

Paramètres physiques

Les paramètres physiques décrivent les caractéristiques visibles et mesurables de l'eau qui influencent sa transparence, son odeur, son goût, sa couleur, sa température et son mouvement. Ils sont essentiels pour évaluer l'état écologique des masses d'eau et détecter des phénomènes de pollution ou d'eutrophisation.

La **température** de l'eau affecte directement les réactions biochimiques et les échanges gazeux. Une température trop élevée accélère la prolifération des micro-organismes et réduit la solubilité de

l'oxygène dissous, ce qui peut nuire à la faune aquatique. À l'inverse, une température trop basse ralentit les processus métaboliques (Dewandel et Subrahmanyam 2012).

La **turbidité** mesure la clarté de l'eau en fonction de la quantité de lumière diffusée. En cas de forte turbidité, la présence de particules en suspension dans l'eau (argile, limon, matières organiques, phytoplancton) limite la pénétration de la lumière, ce qui impacte la photosynthèse et peut indiquer une contamination microbiologique. Elle peut être exprimée en Nephelometric Turbidity Unit (NTU)(Kusari et Ahmedi 2013).

Les **matières en suspension** sont ces particules solides organiques ou inorganiques qui ne sont ni dissoutes ni sédimentées immédiatement. Une concentration excessive peut favoriser l'eutrophisation, phénomène où l'accumulation de nutriments (notamment azote et phosphore) entraîne une prolifération d'algues et une réduction de l'oxygène dissous, affectant la qualité de l'eau et les organismes aquatiques (Kusari et Ahmedi 2013). Les matières en suspension sont des particules dont le diamètre est supérieur ou égal à 2 m, étroitement liées aux sédiments en suspension. Elles influencent directement la couleur, la turbidité et la transparence de l'eau(Bid et Siddique 2019).

La **concentration en sédiments en suspension** correspond spécifiquement à la fraction sédimentaire des matières en suspension présentes dans l'eau. La turbidité, principalement causée par ces matières en suspension, est souvent utilisée comme indicateur indirect pour estimer la concentration en sédiments en suspension (Burt et Howden 1988).

La **couleur** et la **transparence** sont également des paramètres physiques. Une couleur anormale peut signaler la présence de substances dissoutes comme des matières organiques humiques (eau brunâtre) ou des polluants industriels (métaux lourds, hydrocarbures). La transparence est souvent mesurée avec un disque de Secchi, utilisé pour estimer la profondeur à laquelle la lumière pénètre dans l'eau (l'Hydrologie 2019).

Enfin, l'**odeur** et le **goût** de l'eau, bien que subjectifs, sont aussi des indicateurs physiques. Une odeur inhabituelle (de moisi, chimique, ou soufrée) peut révéler la présence de matières organiques en décomposition, de produits pétroliers ou d'autres contaminants (World Health Organization, 2017)

Paramètres chimiques

Les paramètres chimiques évaluent la composition de l'eau en termes de minéraux, de nutriments et de contaminants organiques ou inorganiques. Ces paramètres sont essentiels pour identifier la pollution chimique et ses impacts sur les écosystèmes aquatiques.

Le **pH** mesure l'acidité ou l'alcalinité de l'eau, influençant sa potabilité et son agressivité envers les infrastructures (canalisations, réservoirs)(Arora 2017).

La **conductivité électrique (EC)** mesure la capacité de l'eau à conduire l'électricité, ce qui dépend de sa teneur en minéraux dissous (sodium, chlorures, sulfates, etc.) . Une conductivité élevée peut indiquer une pollution par des sels dissous, tandis qu'une conductivité trop faible peut indiquer une eau pauvre en minéraux essentiels (Ismail et al. 2015).

Le **Titre Alcalimétrique Complet (TAC)** mesure la capacité de l'eau à résister aux changements de pH lorsqu'on y ajoute des acides ou des bases. Il représente la concentration totale des ions carbonates (CO_3^{2-} et bicarbonates (HCO_3^- présents dans l'eau. Un TAC trop élevé rend la correction du pH difficile, tandis qu'un TAC trop faible entraîne une instabilité du pH. Ce paramètre est donc crucial pour maintenir l'équilibre chimique de l'eau et influence également l'efficacité des traitements de désinfection (Hayward s. d.).

La **salinité** est la quantité en sels dissous contenue dans une masse d'eau, généralement 5 paramètres sont analysés : les chlorides (Cl^-), les sulphates (SO_4^{2-}), le calcium (Ca^{2+}), le magnésium (Mg^{2+}) et le sodium (Na^+). Ce paramètre affecte directement la qualité de l'eau au sein d'un réservoir (Kusari et Ahmedi 2013).

Les **Solides Dissous Totaux(TDS)** représentent la somme des sels minéraux, matières organiques et autres particules dissoutes dans l'eau. Une concentration élevée peut indiquer une contamination par des rejets industriels, agricoles ou domestiques (Ghosh et al. 2023).

L'**oxygène dissous** correspond à la quantité d'oxygène présente dans l'eau sous forme dissoute, essentielle pour la survie des organismes aquatiques et les processus biochimiques. Une concentration adéquate en oxygène dissous est cruciale pour maintenir un écosystème aquatique sain. Un niveau trop bas peut entraîner une anoxie, affectant gravement la vie aquatique. Il existe notamment d'autres facteurs comme la température, la présence de matières organiques et l'eutrophisation, qui influencent directement les niveaux d'OD (Beutler et al. 2014).

La **demande biologique en oxygène sur 5 jours (DBO5)** mesure la quantité d'oxygène nécessaire aux micro-organismes pour décomposer la matière organique présente dans l'eau sur une période de cinq jours. C'est un indicateur clé de la pollution organique. Une DBO élevée reflète une forte charge organique, souvent liée aux rejets domestiques ou agricoles. Une DBO inférieure à 3 mg/L est généralement considérée comme acceptable pour les eaux de surface non polluées (Dewandel et Subrahmanyam 2012).

La **demande chimique en oxygène (DCO)** quantifie la quantité totale d'oxydants nécessaires pour décomposer toutes les matières organiques et inorganiques présentes dans l'eau. Elle complète la DBO en évaluant la pollution globale, y compris les substances non biodégradables (Dewandel et Subrahmanyam 2012).

L'**azote (N)** et le **phosphore (P)** sont des éléments nutritifs essentiels pour les plantes aquatiques mais, en excès, ils favorisent l'eutrophisation. L'azote est généralement présent sous forme de nitrates, nitrites ou ammoniac, tandis que le phosphore est principalement sous forme de phosphates. Ces éléments proviennent en majeure partie du ruissellement agricole (engrais) mais aussi des rejets domestiques ou industriels. La conséquence dans le milieu aquatique est qu'à des concentrations élevées, une prolifération algale excessive se produit, diminuant l'oxygène dissous (Falconer et al. 2008).

La **chlorophylle-A** est un indicateur des organismes photosynthétiques (algues) présents dans l'eau. À une concentration élevée, il est un signe d'eutrophisation et de prolifération algale. Elle peut être mesurée par télédétection à partir d'images satellitaires (Eissa, Zareabadi et Arjmandi 2017).

Les **contaminants organiques et inorganiques** tels que les métaux lourds (Pb, Hg, Cd, As, Cu, Zn, etc.) sont issus de l'industrie, de l'exploitation minière et de l'agriculture. Ces éléments peuvent être toxiques pour la faune aquatique (Goyer 2004).
Les pesticides et hydrocarbures sont des substances qui proviennent des ruissellements agricoles et urbains, et peuvent avoir des effets cancérigènes ou perturbateurs endocriniens (J. Weber 2008).

2.3.2 Qualité biologique

L'état écologique de l'eau est évalué par les paramètres biologiques à l'aide de la présence d'organismes indicateurs de pollution mais aussi par la biodiversité. Quelques indicateurs microbiologiques de référence sont les coliformes fécaux et les cyanobactéries. Tout d'abord, les **coliformes fécaux** permettent de signaler une contamination d'origine fécale des risques sanitaires. Ils incluent la présence de *Escherichia coli* et *Entérocoques* (environnementale 2013). Certaines cyanobactéries produisent des toxines dangereuses pour la santé humaine et animale (Canada 2024). Des exemples des indices macrobiologiques sont le taux de macroinvertébrés benthiques et diatomées. Ceuxi-ci permettent d'évaluer la pollution organique et chimique.

L'**Indice Biologique Global Normalisé (IGBN)** est utilisé pour classer la qualité des cours d'eau selon la présence de certaines espèces sensibles à la pollution (Environnement 2024). L'IBGN est calculé en attribuant une valeur à chaque groupe taxonomique d'invertébrés aquatiques (comme les insectes aquatiques, les crustacés, etc.) selon leur tolérance ou sensibilité à la pollution. Les espèces sensibles à la pollution reçoivent un score plus élevé, tandis que celles tolérantes à la pollution obtiennent un score plus faible. Ces scores sont ensuite agrégés pour obtenir un indice global, qui permet de classer la qualité biologique du cours d'eau.

2.3.3 Qualité hydrogéomorphologiques

Les facteurs hydrogéomorphologiques influencent la dynamique de l'eau et le transport des sédiments dans les écosystèmes aquatiques.

Le **régime hydrologique** est le premier indicateur. Les variations du débit d'un cours d'eau influencent l'apport en nutriments, la dilution des polluants (Guerineau 2013) et les habitats aquatiques (Bunn et Arthington 2002). La **morphologie du lit et des rives** est un indicateur clé pour détecter une érosion excessive des berges. Cela mène à un apport massif de sédiments, ce qui modifie la turbidité mais également la structure des habitats aquatiques. L'artificialisation, comme un barrage, perturbe la connectivité écologique et les processus de régénération naturels (Gurnell et Grabowski 2014). La connectivité entre les cours d'eau, les zones humides et les nappes phréatiques est essentielle pour maintenir les processus hydrologiques et biologiques (Malavoi et Souchon 1992).

Table 2.1 – Paramètres de qualité de l'eau, méthodes de mesure et normes OMS/Burkina Faso

Paramètre	**Méthode de mesure**	**Unité**	**Norme OMS**
Température (°C)	Thermomètre, sonde thermique	°C	25 - 30 (optimale)
Turbidité	Turbidimètre, disque de Secchi	NTU	$\leq$ 5 NTU ($\leq$ 1 NTU recommandé)
MES (mg/L)	Filtration et pesée après séchage	mg/L	$\leq$ 10 mg/L ($\leq$ 1 mg/L recommandé)
pH	pH-mètre, papier pH	-	6.5 - 8.5
Conductivité électrique	Conductimètre	μS/cm	$\leq$ 2 500 ($50 - 150$ recommandé)
TDS (mg/L)	Gravimétrie, TDS-mètre	mg/L	$\leq$ 1 000 ($\leq$ 500 recommandé)
TAC (meq/L)	Titrimétrie (acide-base)	meq/L	1 - 4 (Recommandé)
Chlore	-	mg/L	250 mg/L
DBO	Méthode manométrique	mg/L	Pas de norme spécifique
DBO5	Méthode manométrique	mg/L	$\leq$ 5 mg/L (indicateur)
DCO	Oxydation au dichromate	mg/L	Pas de norme spécifique
Nitrates	Spectrophotométrie	mg/L	$\leq$ 50 mg/L

2.3.4 Indice intégré

L'évaluation de la qualité de l'eau s'appuie souvent sur des indices qui synthétisent une multitude de paramètres en une valeur unique, ce qui permet de simplifier la représentation des données (Abaidi 2022). Ces indices de qualité (Indice de Qualité de l'Eau) varient en fonction de la localisation géographique car les organismes nationaux et internationaux, comme l'Organisation Mondiale de la Santé, définissent des critères de qualité spécifiques, visibles au tableau 2.1, en fonction des usages prévus et des paramètres considérés comme pertinents pour l'évaluation de la qualité de l'eau et le contrôle de la pollution (De Sousa et al. 2021).

La formule la plus couramment utilisée pour calculer l'IQE 2.1 est reprise dans l'équation ci-dessous crée par (Brown et al. 1970) et (Horton 1965). Elle est utilisée dans le cadre de nombreuses autres

études, (P. Kumar et Sharma 2005) et (De Sousa et al. 2021).

$$IQE = \frac{\sum_{i=1}^{n} Q_i \times W_i}{\sum_{i=1}^{n} W_i} \tag{2.1}$$

où :

— Qi = le taux de qualité
— Wi = poids relatifs
— n = nombre de paramètres

Table 2.2 – Classification de la qualité de l'eau selon l'IQE (Brown et al. 1970) (Horton 1965)

Valeur d'IQE	Type d'eau
0 - 25	Excellente qualité
>25 - 50	Bonne qualité
> 50 - 75	Qualité modérée
> 75-100	Mauvaise qualité
> 100	Très mauvaise qualité

2.4 Pollution de l'eau

2.4.1 Source de pollution

La pollution de l'eau est un enjeu majeur pour l'environnement et la santé humaine. Elle provient de sources domestiques, industrielles, agricoles, et peut être ponctuelle ou diffuse. Ces pollutions affectent la qualité de l'eau par des substances organiques, chimiques, microbiologiques et toxiques (Chaudhry et Malik 2017).

La **pollution domestique** résulte des eaux usées des ménages, comprenant les eaux vannes et ménagères. Elles contiennent des microorganismes pathogènes, des détergents et des produits chimiques, contribuant à la pollution organique et microbiologique (Garba 2011).

Les **activités industrielles** génèrent des polluants variés comme des déchets organiques, des hydrocarbures, des métaux lourds, des produits chimiques toxiques, et des eaux chaudes, qui altèrent l'équilibre thermique des cours d'eau et perturbent la faune (Boeglin et Roubaty 2007).

L'**agriculture intensive**, avec l'usage excessif d'engrais et de pesticides, entraîne l'eutrophisation des milieux aquatiques et la contamination des ressources en eau potable (Government of British Columbia s. d.).

Les **nitrates** sont préoccupants lorsqu'ils infiltrent les nappes phréatiques, rendant l'eau impropre à la consommation humaine.

Les pluies acides, causées par la dissolution des oxydes de soufre et d'azote, ainsi que la pollution atmosphérique par les hydrocarbures, contribuent également à la pollution des eaux (Gupta et R. Kumar 2015).

2.4.2 Types de polluants

Les **polluants chimiques** incluent les hydrocarbures, les métaux lourds, les produits pharmaceutiques, et les plastiques. Ces polluants sont persistants et peuvent s'accumuler dans les organismes vivants, affectant la santé et la biodiversité (**World Health Organization** ; **2017**).

Les **métaux lourds** comme le plomb, le mercure, le cadmium et l'arsenic sont particulièrement préoccupants, affectant la santé humaine et la faune aquatique. L'OMS impose des seuils stricts pour ces métaux dans l'eau potable, tels que 10 µg/L pour le plomb et 6 µg/L pour le mercure (Boeglin et Roubaty 2007).

Les **polluants microbiologiques** incluent des pathogènes comme *Escherichia coli*, les salmonelles, et les virus entériques, responsables de graves infections gastro-intestinales et de maladies comme l'hépatite A (Liphapang Raymond, Kulkarni et Odiyo 2021). Ces microorganismes proviennent principalement des eaux usées domestiques mal traitées, des effluents agricoles et des eaux de ruissellement contaminées. Selon l'OMS, la consommation d'eau insalubre est responsable de 485 000 décès par an dus à des maladies diarrhéiques.

2.5 Évaluation de la qualité physico-chimique par la télédétection

2.5.1 Utilisation des Systèmes d'Information Géographique (SIG) pour l'analyse de la qualité de l'eau

Les Systèmes d'Information Géographique (SIG) se sont imposés comme des outils puissants dans l'évaluation de la qualité de l'eau en raison de leur capacité à intégrer et analyser des données spatiales variées. Plusieurs études ont démontré l'efficacité des SIG pour interpréter les facteurs environnementaux influençant la qualité des ressources en eau, en combinant à la fois des données géospatiales et des informations physico-chimiques. La capacité des SIG à superposer différentes couches de données, telles que les points de mesure de la qualité de l'eau et les cartes d'occupation des sols, permet une compréhension approfondie des relations spatiales entre les sources de pollution et la qualité de l'eau (Amharref et al. 2007).

Application des SIG à l'évaluation de la qualité de l'eau

Les SIG sont utilisés pour évaluer la qualité de l'eau en analysant les interactions entre les paramètres physico-chimiques et les sources de pollution, telles que les activités agricoles, urbaines ou industrielles. Ils permettent de localiser les zones à risque et de prédire les impacts de la pollution sur les écosystèmes aquatiques. L'intégration de shapefiles représentant ces activités avec les données sur la qualité de l'eau facilite cette analyse.

Les modèles numériques de terrain (MNT) sont également utilisés pour suivre l'évolution de l'érosion et identifier les zones sujettes à un apport excessif de sédiments, ce qui influence la turbidité de l'eau.

2.5.2 Télédétection et qualité de l'eau

La télédétection offre des solutions innovantes pour le suivi de la qualité de l'eau, en permettant l'acquisition régulière de données à grande échelle. Grâce aux capteurs multispectraux embarqués sur des satellites, il est désormais possible d'estimer différents paramètres de qualité de l'eau sans nécessiter d'échantillonnage in situ fréquent. Cette approche représente une avancée majeure en termes d'accessibilité et de rapidité dans la collecte d'informations environnementales.

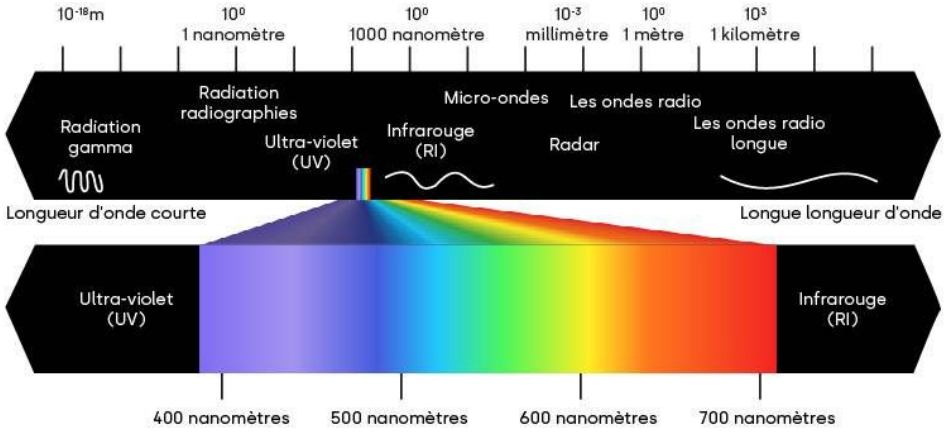


FIGURE 2.6 – Spectre électromagnétique (Lena Lighting, 2025)

La **télédétection** regroupe l'ensemble des techniques permettant d'obtenir des informations sur un objet ou une surface terrestre sans contact direct, généralement par le biais de capteurs embarqués sur des satellites ou des aéronefs (LILLESAND, KIEFER et CHIPMAN 2015). Elle fournit des données multispectrales permettant d'observer, mesurer et analyser des phénomènes environnementaux à différentes échelles.

Trois notions principales caractérisent les données de télédétection :

- **Résolution spatiale** : la taille au sol du plus petit objet détectable par le capteur. Plus la résolution est fine, plus les détails observés sont précis (par exemple 10 m, 30 m, etc.).
- **Résolution temporelle** : la fréquence à laquelle un satellite revisite et capture une même zone terrestre. Une résolution temporelle élevée permet de suivre des changements rapides (par exemple tous les 5 jours pour Sentinel-2).

— **Résolution spectrale** : la capacité du capteur à distinguer différentes longueurs d'onde (couleurs ou bandes spécifiques) dans le spectre électromagnétique (Figure 2.6).

La télédétection est aujourd'hui un outil incontournable pour le suivi environnemental, notamment pour la surveillance de la qualité des eaux continentales. En hydrologie, la télédétection est largement utilisée pour surveiller les plans d'eau, détecter les pollutions et suivre les variations spatio-temporelles des ressources en eau (NASA 2023).

Les caractéristiques de la rétrodiffusion des eaux de surfaces sont modifiées par les contrastes causés par les substances présentes dans les eaux de surfaces. La télédetection mesure ces changements dans la signature spectale rétrodiffusée par l'eau et permet donc de relier ces changements mesurés par des modèles empiriques ou analytiques à un paramètre de qualité de l'eau(J.C. Ritchie 2003).

La substance d'un paramètre de la qualité de l'eau, sa concentration et les caractéristiques du capteur déterminent la longueur d'onde optimale utilisée pour mesurer un paramètre de qualité de l'eau. Les algues (p.ex. les chlorophylles), les sédiments en suspension (turbidité), la matière organique dissoute(MOD), les huiles, les plantes vasculaires aquatiques et les rejets thermiques affectent la qualité de l'eau. Ceux-ci vont donc modifier les spectres d'énergie du rayonnement solaire réfléchi et/ou du rayonnement thermique émis par les eaux de surfaces, qui peuvent être mesurés à l'aide de télédetection. Cependant, la majorité des produits chimiques (p.ex. les nutriments, les pesticides, les métaux) et des agents pathogènes n'altèrent pas directement les propriétés spectrales ou thermiques des eaux de surface. Par conséquent, leur présence ne peut être détectée qu'indirectement à travers la mesure d'autres paramètres de qualité de l'eau (J.C. Ritchie 2003).

L'imagerie satellitaire et l'étude des écosystèmes aquatiques

Les premières approches de surveillance de la qualité de l'eau étaient principalement basées sur des prélèvements et des analyses en laboratoire. Bien que précises, ces méthodes sont souvent coûteuses, limitées spatialement et difficiles à mettre en œuvre sur de vastes territoires. La télédétection est venue compléter ces approches en offrant une capacité d'observation à grande échelle et sur le long terme.

Le programme Sentinel-2 et son potentiel pour l'hydrologie

Lancé par l'Agence Spatiale Européenne Le programme **Sentinel-2** a été lancé par l'Agence Spatiale Européenne (ESA) dans le cadre du programme Copernicus. Il repose sur une constellation de deux satellites jumeaux (Sentinel-2A et Sentinel-2B) assurant une couverture globale tous les 5 jours à l'équateur (COPERNICUS 2025).
Chaque satellite embarque le **MSI (MultiSpectral Instrument)**, qui capture des images dans 13 bandes spectrales (COPERNICUS 2025) :

— 4 bandes à 10 m de résolution (bleu, vert, rouge, proche infrarouge) ;
— 6 bandes à 20 m (rouge bord, infrarouge moyen) ;
— 3 bandes à 60 m (bandes pour corrections atmosphériques)

La largeur de fauchée (zone imagée à chaque passage) est d'environ 290 km, permettant une observation rapide de grandes surfaces.

Sentinel-2 est particulièrement adapté pour suivre la turbidité de l'eau, détecter la présence de phytoplancton (via des indices basés sur les bandes rouge et proche infrarouge) et cartographier les matières en suspension et la qualité optique de l'eau (Cozannet et al. 2021).

Landsat 8 et Landsat 9 en hydrologie

Outre Sentinel-2, les satellites **Landsat 8** (lancé en 2013) et **Landsat 9** (lancé en 2021) poursuivent la plus ancienne mission d'observation de la Terre commencée en 1972. Ils fournissent des images multispectrales précieuses pour le suivi environnemental, notamment des eaux de surface.

Chaque satellite est équipé de deux capteurs :
OLI (Operational Land Imager) : capture 9 bandes spectrales visibles, proches infrarouges et à courtes ondes infrarouges (SWIR).
TIRS (Thermal Infrared Sensor) : capture 2 bandes thermiques.

Les principales caractéristiques sont :

- Résolution spatiale de 30 mètres pour la plupart des bandes OLI ;
- Résolution spatiale de 15 mètres pour la bande panchromatique (noir et blanc haute définition) ;
- Résolution temporelle de 16 jours pour chaque satellite (8 jours combinés entre Landsat 8 et 9) ;
- Largeur de fauchée de 185 km

Les données Landsat sont gratuites et disponibles sur plusieurs décennies, ce qui permet d'analyser les séries temporelles longues pour suivre l'évolution de la qualité de l'eau (Gholizadeh, Melesse et Reddi 2016) tout comme calculer des indices de qualité de l'eau. Des études, par exemple de (Gholizadeh, Melesse et Reddi 2016) et (Bouchard 2013), montrent que Landsat est un outil fiable pour surveiller la turbidité, la chlorophylle-A et l'évolution spatio-temporelle des plans d'eau.

MODIS et l'analyse thermique des écosystèmes aquatiques

La mission **MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)**, embarquée à bord des satellites Terra (lancé en 1999) et Aqua (lancé en 2002) de la NASA, fournit depuis plus de deux décennies des données précieuses pour l'observation de la surface terrestre et des océans.

MODIS capte des données dans 36 bandes spectrales, couvrant de la lumière visible au thermique infrarouge, avec différentes résolutions spatiales (250 m, 500 m et 1 km selon les bandes) (NASA EARTHDATA 2024). Pour l'étude de la qualité de l'eau, l'indice le plus exploité est la **température**

de surface de l'eau (LST, Land Surface Temperature), qui est mesuré par les bandes thermiques de MODIS avec une résolution spatiale d'environ 1 km et une résolution temporelle journalière.

Les principales caractéristiques des produits MODIS LST sont :

- Résolution spatiale : 1 km ;
- Résolution temporelle : journalière (deux passages par jour, Terra et Aqua) ;
- Produits dérivés : température de surface jour/nuit, anomalies de température

L'analyse de la température de surface de l'eau est essentielle car elle influence directement plusieurs processus écologiques dans les plans d'eau (dynamique des algues, solubilité de l'oxygène, métabolisme aquatique) (Z. Li et al. 2013). De plus, les variations anormales de température peuvent indiquer des événements de pollution thermique ou des changements climatiques. MODIS est ainsi largement utilisé pour détecter les anomalies thermiques dans les lacs et les barrages, suivre l'évolution saisonnière et interannuelle de la température de surface de l'eau et croiser les tendances thermiques avec d'autres paramètres environnementaux (précipitations, érosion, prolifération d'algues, etc.) (NASA 2025).

Google Earth Engine^{TM} : Une plateforme de traitement de données satellitaires

L'analyse des images satellitaires requiert des capacités de calcul importantes pour le stockage et le traitement des données. Google Earth Engine^{TM} (GEE) est une plateforme en ligne qui facilite l'accès aux données géospatiales et permet d'exécuter des algorithmes complexes directement dans le cloud (Gorelick, Matt Hancher et al. 2017).

Grâce à son vaste catalogue de données satellitaires, GEE^{TM} offre une approche efficace pour le suivi de la qualité de l'eau, en permettant de croiser les informations issues de différentes sources (Sentinel-2, Landsat, MODIS, etc.). Il est ainsi possible de calculer divers indices de qualité de l'eau à partir des bandes spectrales disponibles, et d'examiner leurs variations temporelles sur de longues périodes.

Indices Spectraux pour l'Évaluation de la Qualité de l'Eau

Les paramètres physico-chimiques de l'eau peuvent être estimés à l'aide d'indices spectraux dérivés des réflectances mesurées par les satellites. Ces indices permettent de suivre la dynamique des écosystèmes aquatiques en détectant les variations de couleur, de turbidité et de composition chimique de l'eau.

1. **Indices de chlorophylle et d'eutrophisation**
   L'eutrophisation est un phénomène lié à l'enrichissement excessif en nutriments d'un plan d'eau, favorisant la prolifération des algues. La chlorophylle-A, principal pigment photosynthétique des algues, est un indicateur clé de ce phénomène.

Le **Normalized Difference Chlorophyll Index (NDCI)** est un indice utilisé pour estimer la concentration en chlorophylle-A à partir des bandes spectrales rouges et proches infrarouges (Sachidananda Mishra et Deepak R. Mishra). Une augmentation du NDCI traduit une hausse de la biomasse algale et donc une potentielle eutrophisation.

2. **Indices de turbidité et de matières en suspension**
   La turbidité et la présence de sédiments en suspension modifient la transparence de l'eau et influencent la pénétration de la lumière dans la colonne d'eau. Plusieurs indices permettent d'évaluer ces paramètres :

   Le **Normalized Suspended Material Index (NSMI)** qui mesure les matières en suspension et le **Normalized Difference Suspended Sediment Index (NDSSI)** qui mesure la concentration en sédiments sont couramment utilisés pour suivre l'évolution de la turbidité (Fiuza Borges, Souza dos Anjos et Santana Santos 2011 ; Azad Hossain, Chao et Jia 2006).

   Le **Normalized Difference Turbidity Index (NDTI)** repose sur l'analyse de la réflectance dans les bandes rouges et vertes. Une augmentation du NDTI est généralement associée à une hausse de la turbidité et à une clarté de l'eau dégradée (Esri s. d.).

3. **Indices de matière organique dissoute**
   Le **Colored Dissolved Organic Matter Index (CDOM)** permet d'estimer la concentration de matière organique dissoute dans l'eau. Une forte concentration de CDOM peut réduire la transparence de l'eau et modifier son absorption lumineuse (Gordon et Wang 1994).

4. **Indices de présence d'eau et de température**
   Le **Normalized Difference Water Index (NDWI**) est utilisé pour indiquer la présence des masses d'eau et leur profondeur. (McFeeters 1996).

   La **température** de surface de l'eau est un paramètre crucial pour l'étude des processus thermiques des plans d'eau. Les capteurs MODIS permettent d'extraire ces informations grâce aux bandes thermiques, facilitant l'analyse de la pollution thermique et des impacts climatiques (Contributors s. d.).

Il est important de mentionner que malgré que le NDTI (Normalized Difference Turbidity Index), le NDSSI (Normalized Difference Suspended Solids Index) et le NSMI (Normalized Suspended Material Index) soient tous les trois liés à la turbidité ou à la présence de particules en suspension dans l'eau, ils reposent sur des formulations spectrales différentes et permettent de capturer des aspects complémentaires de la qualité optique de l'eau.

Avantages et Perspectives de la Télédétection pour l'Étude de la Qualité de l'Eau

L'utilisation de la télédétection pour l'analyse de la qualité des eaux présente plusieurs avantages :

1. Un suivi à grande échelle : contrairement aux mesures in situ, les données satellitaires couvrent de vastes zones et permettent d'observer des changements globaux.
2. Un suivi temporel régulier : les satellites Sentinel-2, MODIS et Landsat 8/9 offrent des images mises à jour fréquemment, facilitant le suivi des tendances à long terme.
3. Un accès à des données historiques : l'archivage des images satellitaires permet d'analyser l'évolution de la qualité de l'eau sur plusieurs décennies.

Cependant, malgré ces avantages, certaines limites subsistent, notamment en ce qui concerne la précision des indices spectraux, qui peuvent être influencés par la couverture nuageuse, les conditions atmosphériques et les spécificités locales des plans d'eau.

2.6 Modélisation statistique et temporelle de la qualité de l'eau

L'analyse de la qualité de l'eau à l'aide d'approches statistiques et temporelles constitue un champ de recherche essentiel pour la gestion des ressources hydriques. Deux approches complémentaires sont souvent mobilisées : la régression linéaire multivariée et les modèles de séries temporelles de type ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average).

2.6.1 Régression linéaire multivariée

La régression linéaire multivariée est une méthode statistique qui permet d'établir une relation entre une variable dépendante (par exemple un indicateur de qualité de l'eau comme le NDSSI ou la turbidité) et plusieurs variables indépendantes (comme des indices spectraux dérivés de la télédétection : NDWI, NDCI, CDOM, etc.). L'équation générale s'écrit :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

où Y est la variable cible, X_i les variables explicatives, β_i les coefficients à estimer, et ε le terme d'erreur. Cette méthode permet de quantifier l'influence respective de plusieurs facteurs environnementaux sur une variable de qualité de l'eau.

En hydrologie, de nombreuses études ont utilisé la régression multivariée pour estimer la turbidité, la concentration en chlorophylle-a, la matière organique dissoute ou les solides en suspension à partir de données satellitaires (Jang, Lee et Park 2021 ; Ali et al. 2017). Par exemple, (Jang, Lee et Park 2021) ont montré que les combinaisons d'indices spectraux via une régression multiple permettent d'estimer efficacement la concentration en chlorophylle dans un lac d'eau douce en Corée du Sud, avec une précision accrue par rapport à des modèles univariés.

2.6.2 Modèle ARIMA

Le modèle ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) est une approche de modélisation des séries temporelles qui combine trois éléments : une composante autorégressive (AR), une composante de lissage des moyennes mobiles (MA), et une différenciation intégrée (I) pour rendre la série stationnaire. Un modèle ARIMA(p, d, q) est défini par :

- p : l'ordre de l'autorégression (nombre de retards utilisés),
- d : le degré de différenciation (nombre de fois que les données sont différenciées pour stationnariser),
- q : l'ordre du modèle des moyennes mobiles(erreurs aléatoires (résidus) des prévisions passées, ce qui permet de lisser le bruit et d'améliorer la précision des prédictions).

Ce type de modèle permet de capturer les tendances, les effets saisonniers et les variations aléatoires d'une variable dans le temps. En hydrologie, les modèles ARIMA sont largement utilisés pour prévoir le débit des rivières, les précipitations, les niveaux d'eau ou encore les paramètres physico-chimiques comme la turbidité, l'oxygène dissous ou la température de l'eau (Benkhaled 2015 ; Khan et Coulibaly 2019).

Par exemple, (Khan et Coulibaly 2019) ont utilisé des modèles ARIMA pour prédire la concentration en nutriments et la turbidité dans une rivière canadienne, démontrant la capacité de ces modèles à anticiper des épisodes de dégradation de la qualité de l'eau.

2.6.3 Utilisation combinée

La combinaison de la régression linéaire multivariée et des modèles ARIMA permet de tirer parti des dimensions spatiale et temporelle de la qualité de l'eau. D'une part, la régression permet d'expliquer les variations spatiales des indicateurs à partir de données de télédétection ; d'autre part, ARIMA permet de projeter ces indicateurs dans le temps, contribuant ainsi à une stratégie de surveillance anticipative. Cette approche est particulièrement pertinente dans les systèmes lacustres ou estuariens soumis à des variations saisonnières marquées.

Chapitre 3

Matériel et méthode

3.1 Description de la Zone d'Étude

Le Barrage de Tandjari : un ouvrage stratégique

Le barrage de Tandjari montré sur la figure 3.1 et situé à 15 km de Fada N'Gourma, est l'un des principaux réservoirs d'eau de la région.

Caractéristiques techniques (Gourma (AEG) 2020)

- Coordonnées géographiques au droit du talweg barré : 12° 11' 13.8" N /0° 19' 56.0" E
- Situation administrative : Région de l'Est / Province du Gourma/ Commune de Fada
- Bassin versant : environ 112 km^2 ;
- Superficie du plan d'eau normal : 181 ha environ ;
- Dimensions de la digue : Hauteur =9,5 m ; Longueur L =1075 m environ ; Côte : 299,5 m
- Dimensions du seuil déversant : Longueur L = 85 mètres environ ; Côte : 297,5m
- Volume à la retenue normale : 4,6 millions de m^3 ;
- Vocation première du barrage : approvisionnement en eau potable de Fada N'Gourma

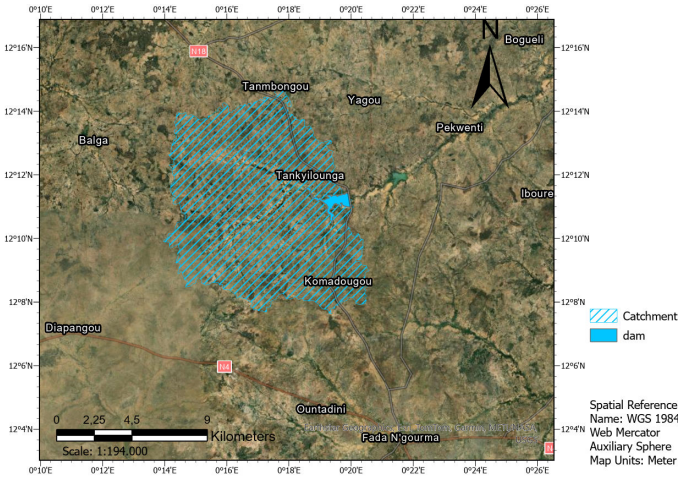


Figure 3.1 – Bassin versant de la zone de Tandjari

Rôle et importance

L'alimentation en eau potable est la rôle principal du barrage car il représente la principale source d'eau pour Fada N'Gourma.((CTB) 2016) Son deuxième rôle est l'irrigation agricole qui consiste à approvisionner des cultures locales en eau.(Barka Foundation et Eau Vive Internationale 2018) .

Contexte géographique

La zone d'étude est localisée dans la région de l'Est du Burkina Faso, plus précisément autour de la commune de Fada N'Gourma. Cette zone s'inscrit dans le bassin du Niger, et plus spécifiquement dans le sous bassin du Bonsoaga. Elle est marquée par une topographie de plateaux légèrement ondulés (altitude : 250–350 m) favorisant le ruissellement et l'érosion.

Sur le **plan climatique**, elle appartient à la zone soudano-sahélienne, avec des **précipitations** annuelles moyennes variant entre 600 et 900 mm. Toutefois, l'année 2019, utilisée comme référence dans cette étude, a été relativement sèche, avec un cumul annuel de 524 mm (voir 3.1).Les températures oscillent généralement entre 20 °C et 30 °C. Les cours d'eau sont à régime intermittent, avec des débits importants en saison des pluies et presque inexistants en saison sèche.

Table 3.1 – Précipitations mensuelles en 2019 (mm/mois) (FAO AQUASTAT, 2019)

Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
0	0	2	7	40	56	79	163	95	81	1	0

La **géologie** régionale repose sur des formations granito-schisteuses du Précambrien, à l'origine de sols peu évolués, majoritairement de types Cambic-Leptosol et Regosol. Cette configuration physique et climatique rend la zone sensible aux phénomènes d'érosion et à la dégradation de la qualité de l'eau.

L'Agence de l'Eau du Gourma (AEG) intervient dans cette zone pour assurer la gestion des ressources hydriques. Elle supervise les infrastructures hydrauliques telles que les barrages de Tapoa, Kompienga et Gayeri, tout en assurant un suivi qualitatif et quantitatif des ressources.

Enjeux et défis

Le barrage de Tandjari constitue le principal réservoir d'eau de la zone d'étude. Il est utilisé principalement pour l'approvisionnement en eau potable et pour l'irrigation.
La zone est sujette à plusieurs enjeux hydrologiques. Le réservoir est notamment exposé à un risque d'envasement progressif, causé par l'érosion des sols dans le bassin versant (Gourma (AEG) 2020). On observe également une pollution diffuse liée à l'usage de pesticides et d'engrais dans les zones agricoles environnantes, pouvant affecter la qualité de l'eau. Par ailleurs, la région est marquée par une forte variabilité climatique, avec des alternances de saisons sèches et humides influençant la disponibilité des ressources hydriques (WERELDWATERNET 2019).

L'Agence de l'Eau du Gourma (AEG) est chargée du suivi et de la gestion de ces ressources. Elle mène des actions de surveillance de la qualité de l'eau et de protection des berges afin de limiter les phénomènes d'érosion et de pollution.

3.2 Données

3.2.1 Données in situ des paramètres physico-chimiques

Les données in situ relatives aux paramètres physico-chimiques de l'eau ont été fournies sous format Excel par l'Agence de l'Eau du Gourma (AEG). Un pré-traitement a été réalisé afin de ne conserver que les mesures correspondant directement à l'eau du barrage de Tandjari. En effet, le fichier source contenait également des relevés effectués sur les bornes-fontaines alimentées par le barrage, mais ne représentant pas l'eau brute du réservoir.
Les mesures retenues ont été géoréférencées en coordonnées X, Y, Z, en vue d'une évaluation spatiale ultérieure de la qualité de l'eau.
Les paramètres physico-chimiques mesurés sont :

- le pH ;
- la turbidité (NTU) ;
- la température (°C) ;
- le titre alcalimétrique complet (TAC) ; et
- la conductivité électrique(μS/cm).

Les prélèvements ont été réalisés à une fréquence d'une mesure par jour, sur ces périodes :

- janvier 2019 à décembre 2019, à l'exception des mois de mai, juin et juillet 2019 où aucune donnée n'est disponible.

Les mesures directes de l'eau se répartissent en trois types :

- Eau Brute (EB) : eau prélevée directement du barrage, sans aucun traitement ni transformation ;
- Eau Décantée (ED) : eau ayant subi un premier traitement par décantation pour réduire la charge en matières en suspension ; et
- Eau Traitéé (ET) : eau ayant été entièrement traitée (décantation, filtration, désinfection) avant d'être distribuée à la population.

3.2.2 Données environnementales

Le réseau hydrographique et le réseau routier ont été fournis par l'Agence de l'Eau du Gourma sous format shapefile vectoriel, utilisés pour le contexte géographique et la cartographie.

Les données climatiques (précipitations et températures) proviennent de la base FAO AQUASTAT. Elles sont de type tabulaire, avec une résolution temporelle mensuelle à annuelle. Elles permettent d'évaluer la pluviométrie de la zone et d'analyser les variations conjointes avec les températures de

surface.

D'un point de vue hydrologique, une modélisation sur SWAT(Soil and Water Assessment Tool), menée par la mémoire de (Jong Posthumus 2017) pour la période 2012–2016 a permis d'estimer les principaux flux du bilan hydrique annuel.

Table 3.2 – Composantes annuelles moyennes du bilan hydrique du barrage de Tandjari (2012–2016)

Composante	**2012**	**2013**	**2014**	**2015**	**2016**	**Moyenne**
Ruissellement + nappe (10^6 m^3)	6.02	4.74	4.62	5.74	4.00	5.02
Précipitations directes	1.32	1.37	1.25	1.33	1.17	1.29
Total des apports	7.33	6.11	5.87	7.07	5.17	6.31
Évaporation	-2.83	-2.91	-2.64	-2.89	-2.39	-2.73
Consommation	-0.79	-0.78	-0.79	-0.91	-0.96	-0.85
Infiltration	-1.39	-1.51	-1.34	-1.35	-1.41	-1.40
Décharge	-2.49	-0.99	-0.90	-2.09	-0.20	-1.33
Total des pertes	-7.51	-6.19	-5.67	-7.23	-4.95	-6.31
Stock initial	3.30	3.20	3.30	3.30	3.27	–
Stock final	3.17	3.33	3.30	3.66	3.36	3.34
Ratio stock final / initial	0.96	1.04	1.00	1.11	1.03	–

Les cartes d'occupation du sol (Figure 3.2), de types de sols (Figure 3.3) et de pentes (Figure 3.4) utilisées dans cette étude proviennent de l'AEG (2016) et ont été initialement élaborées dans le cadre du mémoire de (Jong Posthumus 2017). Ce choix découle de l'absence de fichiers shapefiles récents disponibles auprès de l'AEG. Ces mêmes données ont également servi de base à l'étude de (OOSTVEEN 2017), qui a modélisé le niveau d'érosion dans le bassin versant du barrage à l'aide de l'équation universelle des pertes en sol (USLE, voir équation (3.1)). La figure 3.5 illustre la distribution temporelle moyenne mensuelle de cette érosion. Les résultats de cette modélisation sont mobilisés dans le cadre de ce travail afin d'examiner les liens entre l'érosivité du sol et les variations spatio-temporelles des paramètres physico-chimiques mesurés in situ, ainsi que celles des indices spectraux dérivés de la télédétection.

$$A = R \times K \times L \times S \times C \times P \tag{3.1}$$

où :

- A : perte moyenne annuelle de sol (t/ha/an),
- R : facteur d'érosivité des précipitations (MJ mm ha^{-1} h^{-1} an^{-1}),
- K : facteur d'érodibilité du sol (t ha h ha^{-1} MJ^{-1} mm^{-1}),
- L : facteur de longueur de pente,
- S : facteur de pente,
- C : facteur de couverture végétale et de gestion des cultures,
- P : facteur de pratiques anti-érosives.

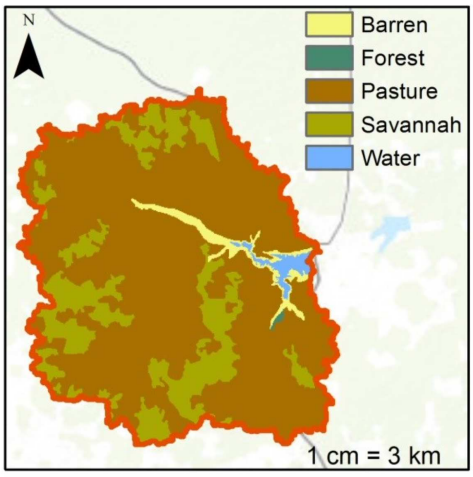


FIGURE 3.2 – Occupation du sol. AEG (2016)

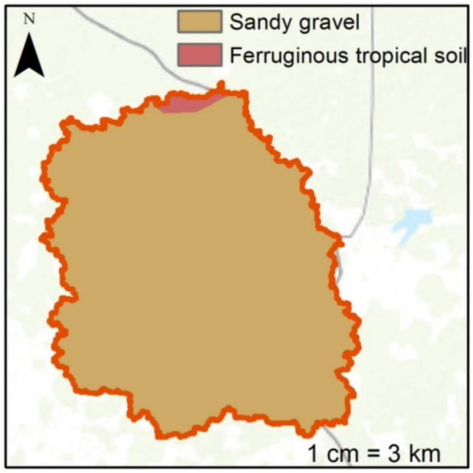


FIGURE 3.3 – Types de sol. AEG (2016)

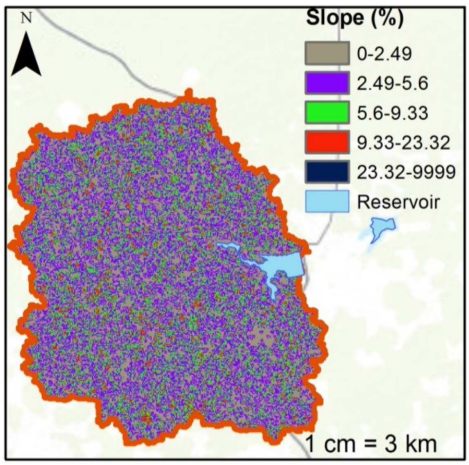


FIGURE 3.4 – Pourcentage de pentes par DEM, (NASA et al., 2015)

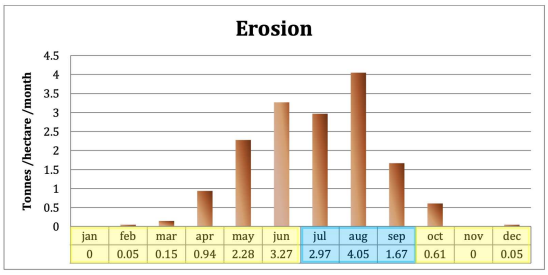


FIGURE 3.5 – Érosion mensuelle calculée par USLE en tonnes par hectare dans le bassin versant du barrage de Tandjari

3.2.3 Données satellitaires

Les images **Sentinel-2** utilisées dans cette étude proviennent de la collection Google Earth Engine^{TM} identifiée par l'ID : COPERNICUS/S2_SR. Il s'agit du produit « Sentinel-2 MSI : MultiSpectral Instrument, Level-2A », qui fournit des réflectances de surface corrigées des effets atmosphériques. Ce produit est fourni par l'Union Européenne, l'ESA et le programme Copernicus. La documentation officielle est accessible à l'adresse suivante : `https://earth.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/product-types/level-2a`

Les images **Landsat 8 et 9** exploitées dans ce travail sont issues des collections Google Earth Engine^{TM} LANDSAT/LC08/C02/T1_L2 (Landsat 8) et LANDSAT/LC09/C02/T1_L2 (Landsat 9). Ces produits correspondent à la « Collection 2 Level-2 » de l'USGS, fournissant des données de réflectance de surface et de température de surface. Les images sont distribuées par l'USGS et la NASA. La documentation détaillée est disponible à `https://developers.google.com/earth-engine/datasets/`

catalog/LANDSAT_LC08_C02_T1_L2.

Les données de température de surface utilisées proviennent du produit **MODIS** Terra LST, accessible dans Google Earth Engine^{TM} sous l'ID : MODIS/061/MOD11A2. Ce produit fournit des moyennes de température de surface sur 8 jours à une résolution spatiale de 1 km, et est distribué par la NASA. La documentation officielle du produit est consultable à l'adresse : https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/MODIS_061_MOD11A2.

Les données d'altitude utilisées proviennent du produit **SRTM** version 3, accessible dans Google Earth Engine^{TM} sous l'identifiant USGS/SRTMGL1_003. Ce produit fournit un Modèle Numérique de Terrain global à une résolution spatiale d'environ 30 mètres, résultant d'un traitement de remplissage des zones vides initiales. Il est distribué par l'USGS et la NASA JPL. La documentation officielle est disponible à l'adresse suivante : https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/USGS_SRTMGL1_003.

L'ensemble de ces données est traité principalement via la plateforme Google Earth Engine^{TM} pour les données satellitaires, et via Python pour les analyses statistiques et temporelles.

TABLE 3.3 – Sources de données et utilisations dans l'étude

Type de donnée	**Source**	**Format / Type**	**Résolution**	**Utilisation dans l'étude**
Paramètres physico-chimiques	Agence de l'Eau du Gourma	Mesures in situ (Excel)	Ponctuelle (X, Y, Z)	Évaluation directe de la qualité de l'eau (pH, turbidité, température, TAC, conductivité)
Occupation du sol	Mémoire de (JONG POSTHUMUS 2017) (AEG 2016)	Shapefile vectoriel	Non précisé	Facteur externe pour la modélisation USLE et analyse de l'érosion
Type de sol	Mémoire de (JONG POSTHUMUS 2017) (AEG 2016)	Shapefile vectoriel	Non précisé	Facteur K dans le modèle d'érosion USLE
Pente du terrain (DEM)	NASA SRTM v3 (via GEE)	Raster MNT	30 m	Calcul de la pente pour USLE et analyse du relief
Érosion estimée	(OOSTVEEN 2017)	Modélisation tabulaire / raster	Moyenne mensuelle	Corrélation avec qualité de l'eau et indices spectraux
Réseau hydrographique et routier	Agence de l'Eau du Gourma	Shapefile vectoriel	N/A	Cartographie du contexte et localisation des stations
Données climatiques (précipitations, température)	FAO AQUASTAT	Données tabulaires mensuelles	Échelle régionale	Facteurs climatiques pour analyses temporelles
Images Sentinel-2 (SR)	Google Earth Engine^{TM} (ESA Copernicus)	Raster multispectral	10–20 m	Télédétection, cartes saisonnières, indices spectraux
Images Landsat 8/9	Google Earth Engine^{TM} (USGS / NASA)	Raster multispectral	30 m	Suivi temporel (2014–2024) des indices pour modélisation NDTI et turbidité
MODIS LST (température de surface)	Google Earth Engine^{TM} (NASA MODIS)	Raster thermique	1 km	Facteur explicatif dans la régression du NDTI

3.3 Méthodologie

La démarche méthodologique adoptée pour ce mémoire, visible à la figure **??**, s'articule autour de trois grands objectifs complémentaires visant à diagnostiquer, suivre et modéliser la qualité de l'eau à l'échelle du bassin versant étudié.

3.3.1 Diagnostic de la qualité de l'eau et identification des facteurs de pression

La première étape consiste à établir un diagnostic complet de la qualité de l'eau à partir des données in situ recueillies sur le terrain. Une analyse statistique descriptive est réalisée afin de caractériser les

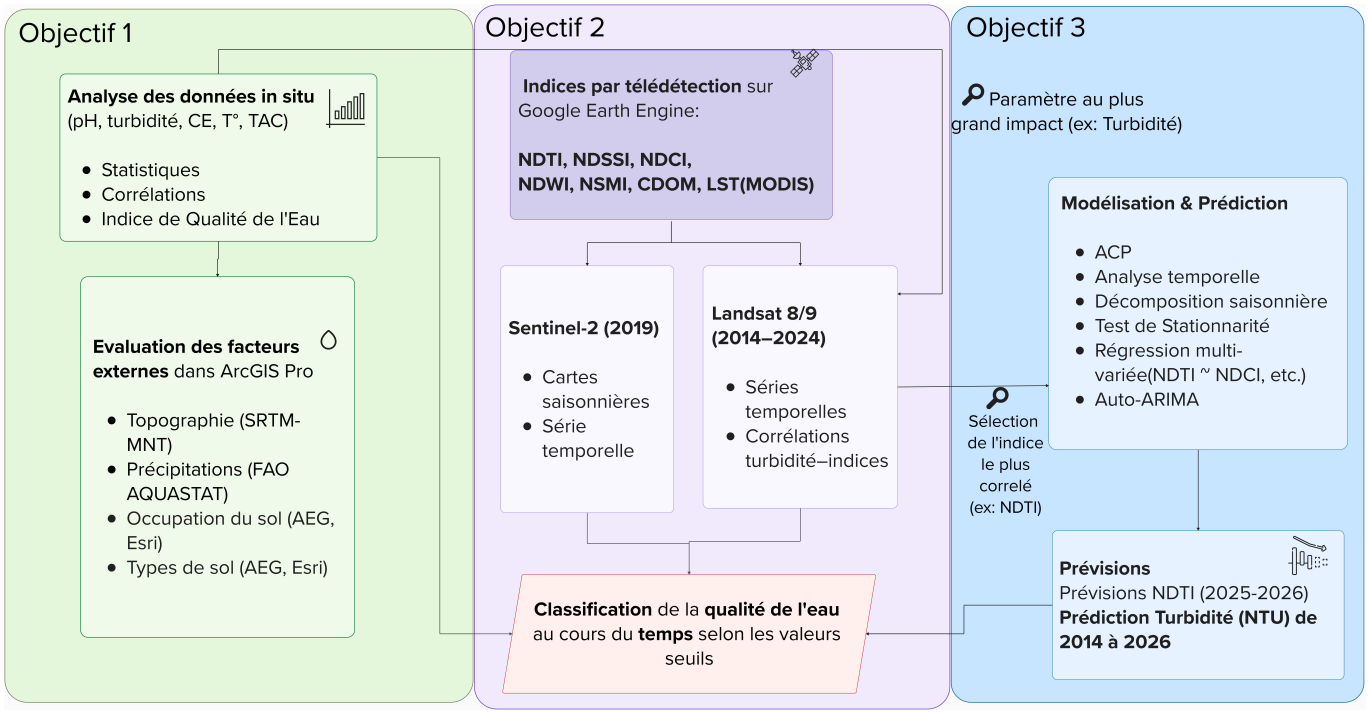


FIGURE 3.6 – Schéma conceptuel de la méthodologie

principaux paramètres physico-chimiques et biologiques de l'eau, d'identifier d'éventuelles anomalies et de quantifier les tendances temporelles ou saisonnières. Des analyses de corrélation sont ensuite menées pour explorer les relations entre les différents paramètres et détecter les facteurs susceptibles d'influencer la qualité de l'eau. Sur cette base, l'Indice de Qualité de l'Eau (IQE) est calculé afin de fournir une évaluation synthétique et normalisée de l'état du milieu aquatique.

Parallèlement, une évaluation approfondie des facteurs externes susceptibles d'influencer la qualité de l'eau est réalisée. Cette analyse mobilise des données spatiales et environnementales variées, incluant les précipitations (issues de la base FAO AQUASTAT), la nature des sols, l'occupation du sol, ainsi que la pente du terrain. De plus, une comparaison avec une étude caractérisant le potentiel d'érosion du bassin versant sera effectuée, afin de mieux appréhender l'influence combinée de ces facteurs externes sur la qualité des eaux du réservoir.

3.3.1.1 Indice de Qualité de l'Eau

Les mesures des paramètres physico-chimques fournies par l'AEG ont permis de déterminer l'Indice de Qualité de l'Eau (IQE) afin d'évaluer la qualité physico-chimique de l'eau du barrage de Tandjari en début 2018 et en 2019.

De nombreuses formules ont été établies pour l'IQE mais voici celle utilisée dans le cadre de cette étude(BROWN et al. 1970) (HORTON 1965) :
Les poids sont calculés par cette équation :

$$W_i = \frac{k}{S_i} \tag{3.2}$$

où k est la constante de proportionnalité et peut également être calculée à l'aide de l'équation suivante :

$$k = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n} \frac{1}{S_i}} \tag{3.3}$$

— Si : la valeur standard ou de référence pour chaque paramètre physico-chimique ;
— Wi : poids relatifs ; et
— n = nombre de paramètres.

L'indice de qualité partiel est calculé comme suite :

$$Q_i = \frac{C_i}{S_i} \times 100 \tag{3.4}$$

où :

— Qi : le taux de qualité partiel ; et
— Ci : la valeur mesurée de chaque paramètre physico-chimique dans la ressource en eau.

L'indice de qualité globale est finalement calculé comme suite :

$$IQE = \frac{\sum_{i=1}^{n} Q_i \times W_i}{\sum_{i=1}^{n} W_i} \tag{3.5}$$

L'évaluation de l'IQE peut se faire en utilisant les valeurs de référence suivantes :

TABLE 3.4 – Classification de la qualité de l'eau selon l'IQE (BROWN et al. 1970) (HORTON 1965)

Valeur d'IQE	Type d'eau
0 - 25	Excellente qualité
>25 - 50	Bonne qualité
> 50 - 75	Qualité modérée
> 75-100	Mauvaise qualité
> 100	Très mauvaise qualité

Délimitation du bassin versant

La délimitation d'un bassin versant, visible à la figure 3.1, à partir d'un Modèle Numérique de Terrain (MNT) dans un SIG suit une séquence d'étapes précises. Il faut d'abord télécharger les tuiles MNT couvrant l'ensemble de la zone d'étude, en veillant à prendre une marge pour éviter les effets de bordure. Si plusieurs tuiles sont nécessaires, elles doivent être fusionnées pour obtenir une seule couche raster, puis reprojetées si le système de coordonnées ne correspond pas à celui souhaité. Une fois le MNT prêt, il est parfois utile de le découper à l'emprise de la zone d'étude pour optimiser les traitements. Il convient ensuite de corriger les éventuels vides ou anomalies du MNT, notamment en remplissant les puits et en supprimant les pics, afin d'obtenir un MNT hydrologiquement cohérent. À partir de ce MNT corrigé, on calcule la direction d'écoulement pour chaque cellule, ce qui permet de modéliser le chemin que suivra l'eau sur le relief. L'étape suivante consiste à déterminer le réseau de

drainage principal, généralement en appliquant un seuil sur le raster d'accumulation des flux afin d'identifier les axes où l'eau converge. Le point d'exutoire, qui correspond à l'endroit où l'on souhaite calculer le bassin versant, doit être positionné précisément sur une cellule à forte accumulation. Si nécessaire, il peut être ajusté pour correspondre au réseau de drainage. À partir de la direction d'écoulement et du point d'exutoire, l'outil de délimitation du bassin versant calcule la surface ascendante qui contribue à l'écoulement vers ce point. Enfin, le résultat, généralement sous forme de raster, est converti en polygone pour faciliter la visualisation et l'analyse ultérieure dans le SIG.

3.3.2 Suivi de la qualité de l'eau par télédétection

L'évaluation de la qualité des eaux bénéficie grandement de la télédétection pour notamment une surveillance continue et à large échelle (Gorelick, Michael Hancher et al. 2017), une identification rapide des pollutions et des changements environnementaux (Devesh R. Mishra, Carleton et Curtis 2012). L'accès aux données historiques permet également d'étudier les tendances.

3.3.2.1 Indices de qualité de l'eau

L'imagerie satellite permet d'estimer plusieurs paramètres de qualité de l'eau à travers des indices spectraux.

La **concentration en chlorophylle** (algues/phytoplancton) permet de déterminer le niveau d'eutrophisation au sein du réservoir (Carlson 1977). L'un des indices utilisés dans une étude (Sachidananda Mishra et Deepak R. Mishra) est le Normalized Difference Chlorophyll Index (NDCI), il évalue les proliférations d'algues et indique donc le niveau des nutriments. Il a été développé en faisant la différence de bandes spectrales de 708 nm et 665 nm et en normalisant la somme de leur réflectance pour éliminer les incertitudes d'estimation des réflectances, des contributions atmosphériques à ces longueurs d'onde et les différences d'azimut solaire saisonnières. Le NDCI s'exprime par cette équation (Sachidananda Mishra et Deepak R. Mishra) :

$$NDCI = \frac{R_{rs}(708) - R_{rs}(665)}{R_{rs}(708) + R_{rs}(665)} \tag{3.6}$$

Les matières suspendues augmentent la radiance provenant de la surface des eaux de surfaces dans le visible du spectre électromagnétique. Leur concentration est mesurée par télédétection par le **Normalized Suspended Material Index (NSMI)** qui a été développé selon le principe de l'eau claire a un pic de réfléctance dans la gamme des bandes bleues du spectre éléctromagnétique ρ_{bleu}, tandis que l'eau trouble en présence de matières suspendues a tendance à absorber les radiations dans la gamme du vert et du rouge $\rho_{rouge} + \rho_{vert}$ (Fiuza Borges, Souza dos Anjos et Santana Santos 2011). L'indice varie de -1 à +1 où +1 représente une eau contenant fortement des matières suspendues tandis que -1 signifie que l'eau du réservoir est une eau claire.
L'équation du NSMI s'exprime comme ceci :

$$NSMI = \frac{\rho_{rouge} + \rho_{vert} - \rho_{bleu}}{\rho_{rouge} + \rho_{vert} + \rho_{bleu}} \tag{3.7}$$

Un autre indice est le **Normalized Difference Suspended Sediment Index (NDSSI)** qui permet de suivre les sédiments en suspension (Azad Hossain, Chao et Jia 2006). Il utilise la transparence sur la bande bleue(ρ_{bleu}) et les bandes proches infrarouges (ρ_{pir}). Il est calculé en soustrayant les bandes du proche infrarouge de la bande bleue et en divisant cette différence par la somme des deux bandes. Le NDSSI varie également entre -1 et 1 où les hautes valeurs indiquent la présence d'une eau plus riche en sédiments et, à l'opposé, les valeurs se rapprochant de -1 indiquent la présence d'une eau claire .
La formule du NDSSI est donc :

$$NDSSI = \frac{\rho_{bleu} - \rho_{pir}}{\rho_{bleu} + \rho_{nir}} \tag{3.8}$$

CDOM Index (Colored Dissolved Organic Matter) évalue la concentration de matière organique dissoute, influençant la couleur de l'eau (Gordon et Wang 1994).
Pour estimer le CDOM (Colored Dissolved Organic Matter) par télédétection, une formule couramment utilisée est basée sur la réflectance spectrale dans des bandes spécifiques. Voici une formule typique (Gordon et Wang 1994) :

$$a_{CDOM}(\lambda) = A \cdot exp(-S \cdot (\lambda - \lambda_0)) \tag{3.9}$$

où

- $a_{CDOM}()$: le coefficient d'absorption du CDOM à la longueur d'onde λ généralement exprimé m^{-1} ;
- A : le coefficient d'absorption à une longueur d'onde de référence (λ_0, souvent 440 nm) ;
- S : la pente spectrale exponentielle, qui caractérise la décroissance de l'absorption du CDOM avec l'augmentation de la longueur d'onde. Elle dépend de la nature du CDOM et elle varie généralement entre 0,014 et 0,020 nm^{-1} ;
- λ_0 : la longueur d'onde de référence (généralement 440 nm) ; et
- λ : la longueur d'onde cible pour laquelle l'absorption est calculée.

Par télédétection, les données satellitaires, comme Sentinel-2, sont utilisées pour obtenir les réflectances de surfaces corrigées R_{rs} dans les bandes pertinentes.

Le modèle empirique développé par (Matsuoka et al. 2013), dérivé de l'équation de Gordon et M. Wang, relie les ratios de réflectances dans certaines bandes à a_{CDOM} :

$$a_{CDOM}(440) = 0.1 + 2.5 \cdot ln(\frac{R_{rs}(443)}{R_{rs}(555)}) \tag{3.10}$$

Cette formule relie directement le CDOM à des ratios de bandes obtenues par télédétection. Après normalisation, le CDOM normalisé variera entre -1 et +1 où +1 représente une eau riche en matières

organiques dissoutes colorées.

Le **Normalized Difference Turbidity Index (NDTI)** est estimé en utilisant les valeurs de réflectance spectrale des pixels de l'eau afin d'estimer la turbidité d'une masse d'eau. Le phénomène mis en pratique pour cet indice est que la réflectance électromagnétique dans le spectre vert est plus grande que celle du spectre rouge pour une eau claire. De ce fait, une augmentation de la turbidité provoque une augmentation de la réflectance du spectre rouge (Esri s. d.).

$$NDTI = \frac{(\rho_{rouge}) - (\rho_{vert})}{(\rho_{rouge}) + (\rho_{vert})} \tag{3.11}$$

L'indice NDTI (Normalized Difference Turbidity Index) varie entre -1 et +1. Des valeurs proches de +1 indiquent des eaux turbides, riches en particules en suspension, tandis que des valeurs proches de -1 correspondent à des eaux claires, caractérisées par une faible turbidité.

Les activités anthropogéniques provoquent des changements de température d'une masse d'eau ce qui affecte les activités biologiques, ce phénomène se nomme la pollution thermique (J.C. Ritchie 2003). Les **variations de température** de l'eau au sein du réservoir sont déterminés par les **bandes thermiques du capteur MODIS** (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) à bord du satellite Aqua (Contributors s. d.). Les bandes thermiques mesurent le rayonnement infrarouge émis par la surface de la Terre, qui est ensuite converti en température.

Il y a également le Normalized Difference Water Index (NDWI) qui délimite et surveille les changements de contenu en eau de surface. Il met en évidence les masses d'eau et leur profondeur (McFeeters 1996). Le NDWI se calcule par la différence entre la bande spectrale verte et la bande spectrale du proche infrarouge divisée par la somme de ces deux bandes (*Indice d'eau par différence normalisée (NDWI) : comment ça marche ?* s. d.) :

$$NDWI = \frac{\rho_{vert} - \rho_{pir}}{\rho_{vert} + \rho_{pir}} \tag{3.12}$$

L'indice NDWI varie également de -1 à +1. Des valeurs élevées (proches de +1) traduisent la présence d'importantes masses d'eau, alors que des valeurs faibles (proches de -1) correspondent à des zones faiblement ou non couvertes par l'eau.
Les bandes de Landsat 8/9 ont également été utilisés pour calculer les indices de qualité de l'eau.

3.3.2.2 Traitement des données satellitaires

Sentinel-2

L'analyse a été menée à partir d'images Sentinel-2 (S2 SR) et MODIS (MOD11A2) sur l'année 2019, en se concentrant sur l'eau du barrage défini comme région d'intérêt (ROI). La première étape a consisté à prétraiter les données Sentinel-2. Celles-ci ont été filtrées spatialement et temporellement,

TABLE 3.5 – Bandes spectrales de Sentinel-2 (Sentiwiki Copernicus)

Bande	Nom / Utilisation	Longueur d'onde centrale (nm)	Largeur (nm)	Résolution spatiale (m)
B1	Coastal aerosol	443	20-21	60
B2	Blue	492-493	64-66	10
B3	Green	560	35-36	10
B4	Red	665	30-31	10
B5	Vegetation red edge	704-705	14-16	20
B6	Vegetation red edge	740-741	14-15	20
B7	Vegetation red edge	783	20	20
B8	NIR (Near Infrared)	833-842	106-118	10
B8A	Narrow NIR	864-865	20-21	20
B9	Water vapour	943-945	20-21	60
B10	SWIR – Cirrus	1374-1377	30-31	60
B11	SWIR	1610-1614	88-94	20
B12	SWIR	2186-2202	179-185	20

TABLE 3.6 – Bandes spectrales de Landsat 8/9 (USGS)

Bande	**Description**	**Longueur d'onde (nm)**	**Résolution (m)**
1	Côtier/Aérosol	433 – 453	30
2	Bleu	450 – 515	30
3	Vert	525 – 600	30
4	Rouge	630 – 680	30
5	Infrarouge proche (NIR)	845 – 885	30
6	Infrarouge moyen 1 (SWIR 1)	1560 – 1660	30
7	Infrarouge moyen 2 (SWIR 2)	2100 – 2300	30
8	Panchromatique	500 – 680	15
9	Cirrus	1360 – 1390	30
10	Infrarouge thermique 1 (TIRS 1)	1060 – 1119	100
11	Infrarouge thermique 2 (TIRS 2)	1150 – 1251	100

puis soumises à un masquage des nuages en utilisant les bandes QA60. Les images résultantes ont été normalisées (division par 10 000) pour permettre des calculs d'indices fiables.

Ensuite, plusieurs indices de qualité de l'eau ont été calculés pour chaque image : NDWI (indice d'humidité), NDTI (turbidité), NSMI (matières en suspension), NDSSI (sédiments), Chlorophyll-a (activité biologique) et CDOM (matière organique dissoute colorée). Ces indices ont été calculés à partir de combinaisons de bandes spectrales, voir tableau 3.5 et d'expressions algébriques spécifiques.

Des composites saisonniers (saisons définies en trois périodes : sèche (janvier-mai), humide (juin-octobre), post-humide(novembre-décembre)) ont été générés en calculant la médiane des images filtrées par saison. Chaque composite a été enrichi avec les indices susmentionnés. En parallèle, des composites mensuels ont été créés afin de suivre l'évolution temporelle des indicateurs.

Pour intégrer la température, les données MODIS LST (température de surface) ont été extraites,

converties en degrés Celsius, puis normalisées. Ces données ont été fusionnées aux composites mensuels afin de suivre l'évolution conjointe des indices de qualité de l'eau et de la température.

Les indices CDOM ont été normalisés à partir de leur minimum et maximum annuels pour faciliter la comparaison.
Ensuite, des séries temporelles mensuelles ont été générées pour chacun des indices, en calculant la moyenne zonale sur la région d'étude. Ces valeurs ont été exportées au format CSV pour une analyse statistique complémentaire.

Enfin, des visualisations cartographiques ont été produites pour chaque saison et chaque indice, ainsi qu'un graphique temporel multivarié illustrant l'évolution mensuelle des indices de qualité de l'eau et de la température en 2019.

Landsat 8/9

Comme pour Sentinel-2, un prétraitement des images Landsat a été effectué afin de garantir la qualité des données. Les images issues des collections LANDSAT/LC08/C02/T1L2 et LANDSAT/LC09/C02/T1L2 ont été filtrées temporellement et spatialement sur la zone d'étude (ROI). Un masquage des nuages et ombres a été appliqué à l'aide de la bande QAPIXEL, similaire à l'approche utilisée avec la bande QA60 de Sentinel-2.

Contrairement à Sentinel-2, dont les valeurs numériques nécessitent une normalisation par division (valeurs entre 0 et 10 000), les données Landsat ont été converties en réflectance de surface à l'aide des coefficients de calibration fournis (multiplication par 0.0000275 et ajout de -0.2), ce qui permet une exploitation directe pour le calcul des indices. Cette calibration est nécessaire pour corriger les artefacts liés à la réponse brute du capteur (variations instrumentales, vieillissement, conditions d'acquisition), garantir la comparabilité temporelle et inter-capteurs, et transformer les valeurs numériques (DN) en réflectance de surface, une grandeur physique exploitable pour l'analyse de la qualité de l'eau.

Les indices de qualité de l'eau ont été calculés à partir des bandes spectrales de Landsat, en adaptant les formules selon les bandes disponibles (voir tableau 3.6) : NDWI, NDTI, NSMI, NDSSI ont été calculés à partir des bandes bleue, verte, rouge et proche infrarouge, de manière similaire à Sentinel-2. NDCI (Chlorophyll-a) a été estimé en utilisant une approximation adaptée au capteur Landsat, bien que ce dernier ne possède pas de bande spécifique dans le rouge lointain comme Sentinel-2 (bande B5 ou B6 pour S2). Ici, une combinaison du NIR et du rouge a été utilisée.
En complément, un indice CDOM (Colored Dissolved Organic Matter) a été dérivé des bandes bleue et rouge selon une formule logarithmique. Cet indice a été ensuite normalisé à partir de ses valeurs extrêmes annuelles pour faciliter l'analyse temporelle, une étape également appliquée à Sentinel-2.

Par ailleurs, les données Landsat ont permis d'extraire la température de surface (LST) via la

bande thermique STB10, convertie en degrés Celsius, puis normalisée entre -10°C et 40°C. Sentinel-2 ne possédant pas de bande thermique, cette variable n'a été intégrée qu'avec Landsat.

Pour chaque indice (y compris CDOM et LST), des composites mensuels ont été générés par calcul de la médiane sur chaque mois de la période d'étude. Ces composantes ont ensuite été utilisées pour produire des séries temporelles (graphiques) par réduction spatiale sur la région d'étude, et exportées au format CSV pour un traitement statistique ultérieur.

3.3.3 Modélisation temporelle et prévision de la qualité de l'eau

L'objectif final de cette étude consiste à anticiper l'évolution de la qualité de l'eau à l'aide d'outils de modélisation fondés sur les séries temporelles issues de la télédétection. Étant donné la rareté des mesures physiques de terrain, l'approche repose sur l'exploitation des indices spectraux disponibles de façon régulière. Parmi ceux-ci, le **NDTI** (Normalized Difference Turbidity Index) s'est révélé être l'indice le plus corrélé à la turbidité mesurée. Il a donc été choisi comme variable intermédiaire pour modéliser et prédire la turbidité sur le long terme.

Dans un premier temps, l'information contenue dans les 7 variables explicatives (indices spectraux, précipitations et température de surface) doit être explorée afin de détecter d'éventuelles corrélations fortes entre les variables, pouvant mener à des phénomènes de colinéarité. Pour cela, une Analyse en Composantes Principales (ACP) a été réalisée. Elle consiste à standardiser les variables, puis à appliquer la méthode PCA (Python) en conservant les 7 composantes, afin d'extraire les axes principaux de variation dans les données. Cette étape exploratoire est essentielle avant la modélisation, afin de mieux comprendre la structure des variables et de guider la sélection des paramètres pertinents pour la prédiction du NDTI (indice de turbidité).

Ensuite, une équation polynomiale a été établie pour **relier la turbidité au NDTI**. Ce dernier a ensuite été modélisé à l'aide de deux approches : une **régression multivariée** linéaire intégrant les variables principales identifiées grâce à l'ACP (NDSSI, NSMI, NDWI, NDCI), ainsi que les précipitations, et une approche temporelle par **Auto-ARIMA** tenant compte de la dépendance temporelle et de la saisonnalité. Une fois les prédictions du NDTI obtenues sur la période 2014–2026, elles ont été injectées dans l'équation polynomiale pour produire les prévisions de turbidité correspondantes.

Ensuite, les variables ont été extraites en filtrant uniquement les dates pour lesquelles une valeur fiable pouvait être obtenue depuis Google Earth Engine™. Les observations contenant des *NaN*, dues à la présence de nuages, d'ombres ou à l'absence de mesure satellite, ont été retirées afin de ne conserver que des séries complètes et exploitables. Un test de racine unitaire ADF (Augmented Dickey-Fuller) a ensuite été appliqué pour évaluer la stationnarité des séries temporelles, condition nécessaire à l'application de modèles ARIMA.

La régression multivariée a permis de quantifier l'influence de chaque variable explicative sur le

NDTI. Le jeu de données a été mis à l'échelle et divisé temporellement (80 % pour l'entraînement, 20 % pour la validation) afin de préserver la structure chronologique des séries. L'équation de régression obtenue a été analysée en termes de performance (R^2, RMSE) et visualisée pour comparer les valeurs prédites aux observations. La régression multivariée a été réalisée à l'aide du package scikit-learn (fonction LinearRegression).

Parallèlement, un modèle Auto-ARIMA multivarié a été calibré sur les mêmes variables explicatives, en utilisant le package pmdarima (fonction auto_arima). Ce modèle a été construit automatiquement, dont la structure est représentée ci-dessous.

$$\textbf{ARIMA}(p, d, q)(P, D, Q)[s]$$

où :

- (p, d, q) désigne la partie **non saisonnière** :
  - p : nombre de termes autorégressifs (AR)
  - d : degré de différenciation (pour rendre la série stationnaire)
  - q : nombre de termes de moyenne mobile (MA)
- (P, D, Q) désigne la partie **saisonnière** :
  - P : nombre de termes AR saisonniers
  - D : degré de différenciation saisonnière
  - Q : nombre de termes MA saisonniers
- $[s]$ représente la **période de saisonnalité**, par exemple $s = 12$ pour des données mensuelles (saisonnalité annuelle).

L'évaluation du modèle sur la période de test s'est appuyée sur des métriques standards (RMSE, MAPE, AIC) et une visualisation temporelle des écarts entre prédictions et observations.

Enfin, la projection du NDTI pour les années 2025–2026 a été réalisée. Les variables explicatives ont d'abord été anticipées à l'aide de modèles Auto-ARIMA univariés, puis utilisées comme entrées dans le modèle final Auto-ARIMA multivarié. Les prévisions obtenues ont été converties en valeurs de turbidité à l'aide de l'équation quadratique calibrée précédemment. Afin de valider la pertinence du modèle, la turbidité prédite à partir du NDTI a été comparée aux mesures réelles effectuées sur le terrain durant l'année 2019. Les résultats ont été croisés avec les valeurs réelles de turbidité mesurées durant les mêmes périodes. La correspondance entre les deux séries a ensuite été évaluée à l'aide d'indicateurs d'erreur standard : la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et l'erreur moyenne en pourcentage (MAPE).

En résumé, cette approche combinée, intégrant régression et modélisation temporelle, a permis de produire des prédictions mensuelles de la turbidité du barrage pour une période de 24 mois. Ces résultats constituent un outil d'aide à la décision pour anticiper les évolutions de la qualité de l'eau, notamment en période de forte variabilité hydrologique.

3.3.4 Classification de la qualité de l'eau au cours du temps

Afin d'évaluer l'évolution spatio-temporelle de la qualité de l'eau à partir d'images satellites, plusieurs indices ont été calculés (NDCI, NDSSI, NDTI, NDWI, NSMI, CDOM normalisé, LST normalisé). Pour chacun d'entre eux, des seuils ont été définis afin de classer les observations selon cinq classes qualitatives : *Mauvaise*, *Médiocre*, *Moyenne*, *Bonne* et *Très bonne* qualité. Ces seuils sont justifiés sur la base de la littérature scientifique, et peuvent être adaptés en fonction du barrage de Tandjari.

NDCI (Normalized Difference Chlorophyll Index). Cet indice permet d'estimer la concentration en chlorophylle-a, indicateur clé d'eutrophisation. Des valeurs supérieures à 0.2 sont généralement associées à une prolifération d'algues, indiquant une qualité dégradée de l'eau (Sabyasachi Mishra et D. Mishra 2012).

NDSSI (Normalized Difference Suspended Solids Index). Cet indice permet d'estimer la concentration de matières en suspension. Des valeurs supérieures à 0.3 signalent une turbidité importante, pouvant résulter de phénomènes d'érosion ou de pollution (Du et al. 2016).

NDTI (Normalized Difference Turbidity Index). Un indice dérivé des bandes vertes et rouges, utilisé pour évaluer la turbidité. Des valeurs supérieures à 0.3 sont interprétées comme une eau fortement turbide (Lacaux, Al Bitar et Roux 2007).

NSMI (Normalized Suspended Material Index). NSMI évalue la charge en matériaux en suspension, avec des valeurs élevées associées à une mauvaise qualité d'eau. Les seuils utilisés s'appuient sur des études empiriques (Dekker, Vos et Peters 2002).

CDOM normalisé reflète la concentration en matière organique dissoute colorée. Des valeurs élevées (> 0.5) sont généralement liées à la dégradation de matière végétale ou à une pollution organique (Gordon et Wang 1994).

LST normalisé (Land Surface Temperature). La température de surface de l'eau est un indicateur important du stress thermique. Des valeurs élevées (0.75–1.0) peuvent signaler une situation anormale ou une altération de l'équilibre écologique (Z. Li et al. 2013).

Les valeurs des indices sont classées selon les seuils prédéfinis, ce qui permet d'observer visuellement, à travers des graphiques temporels ou des cartes de chaleur, les périodes où la qualité de l'eau est dégradée ou favorable. Cette approche permet une analyse rapide et informative de la dynamique de l'écosystème aquatique, et peut être couplée à des observations de terrain pour validation.

Chapitre 4

Résultats

4.1 Paramètres physico-chimiques et facteurs de pression

Le test de **Shapiro-Wilk** a été utilisé pour vérifier si les variables suivent une distribution normale (Tableau 7.1 en annexe). Toutes les variables étudiées ont montré des p-values inférieures à 0,05, ce qui indique que les variables ne suivent pas une distribution normale. Cela justifie l'utilisation de tests non paramétriques pour les comparaisons entre groupes. Le test de **Kruskal-Wallis** a donc été effectué pour comparer les distributions des paramètres physico-chimiques entre les différents types d'eau (Tableau 7.2). Des différences significatives ont été observées pour toutes les variables sauf pour la température, indiquant que le type de traitement (brute, décantée, traitée) affecte la turbidité, le pH, la conductivité, les chlorures (Cl), et le TAC, mais pas la température. Les résultats des tests de normalité et de comparaison entre groupes sont présentés en annexe. La comparaison des valeurs statistiques des paramètres de l'eau brute ainsi que les valeurs manquantes par variable sont également disponibles en annexe(Tableau 7.4).
Les corrélations avec la turbidité ont été établies, car il s'agit du paramètre central de l'analyse de qualité.
Les figures 4.2, 4.3, et 4.4 présentent la distribution de la turbidité et de l'**indice de qualité de l'eau (IQE)** selon les différents types d'eau analysés. On observe que la turbidité varie significativement entre les types d'eau, avec des valeurs médianes et des étendues différentes selon les traitements appliqués. De même, les box-plots de l'IQE mettent en évidence des différences notables de qualité selon les catégories d'eau étudiées. Les figures 4.5 et 4.6 illustrent l'évolution temporelle de l'IQE pour l'ensemble des types d'eau et pour deux catégories spécifiques.

4.2 Télédétection

4.2.1 Indices par Sentinel-2 pour l'année 2019

4.2.1.1 Cartes saisonnières

Cette section regroupe la distribution spatio-temporelle des indices spectraux (Figures 4.14, 4.21, 4.28).

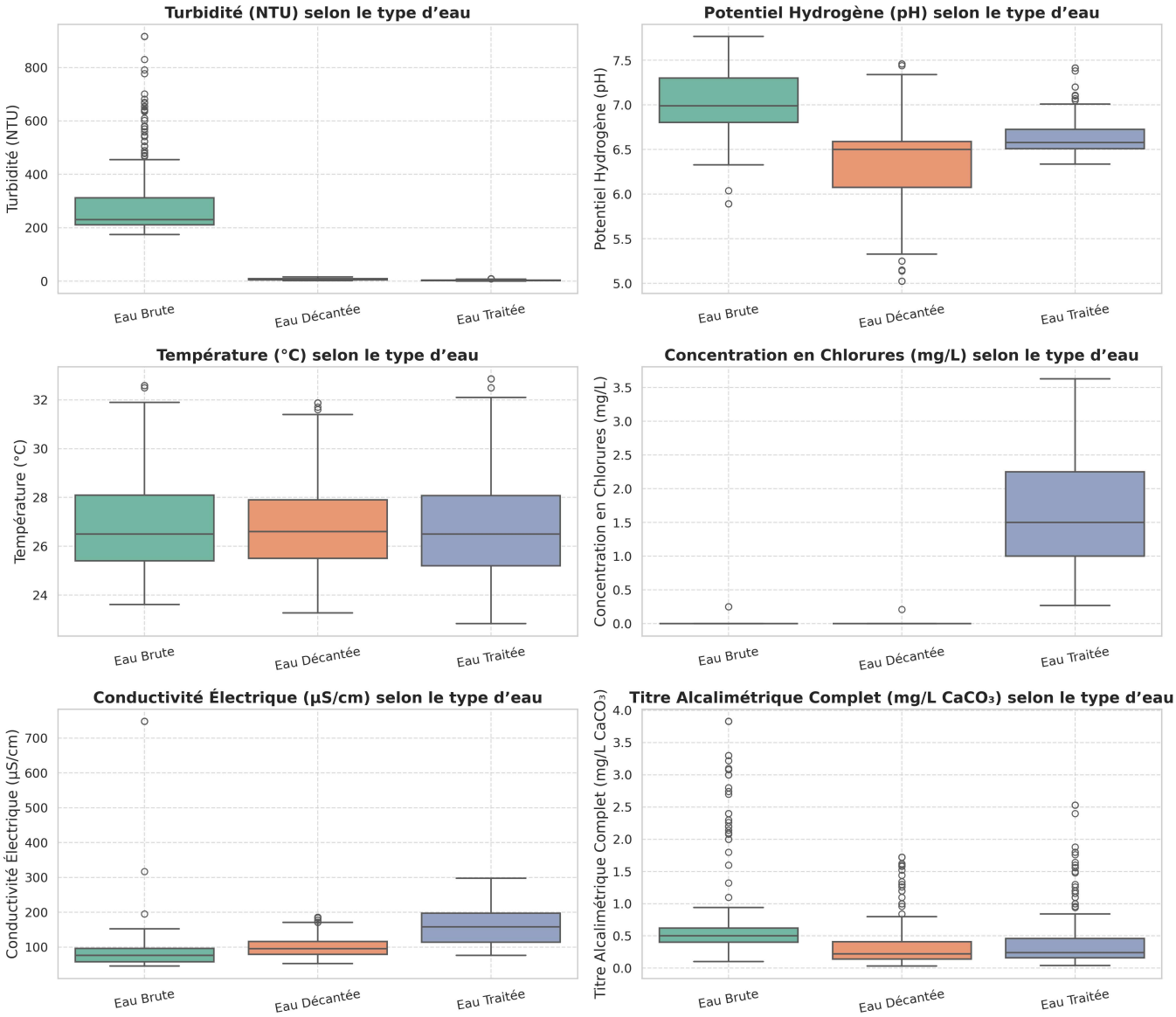


FIGURE 4.1 – Boxplots des paramètres physicochimiques

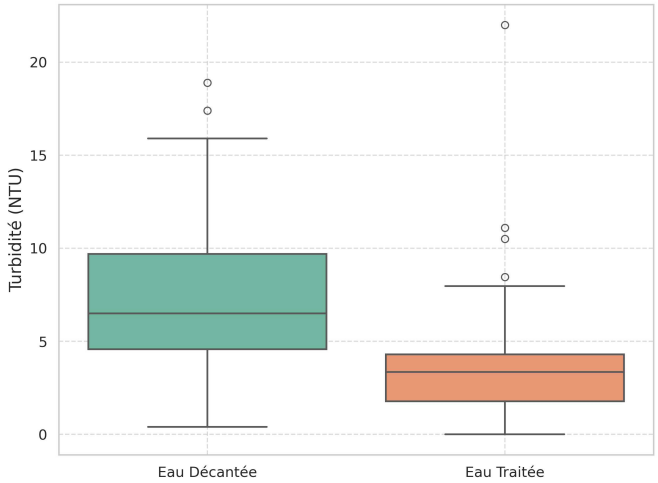


FIGURE 4.2 – Box-plots de la turbidité par type d'eau

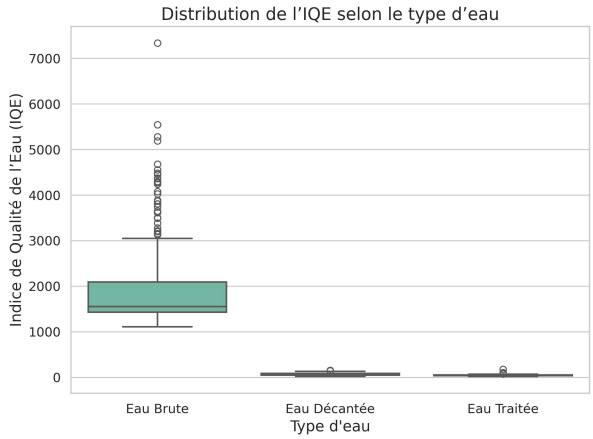


FIGURE 4.3 – Box-plots d'IQE par type d'eau

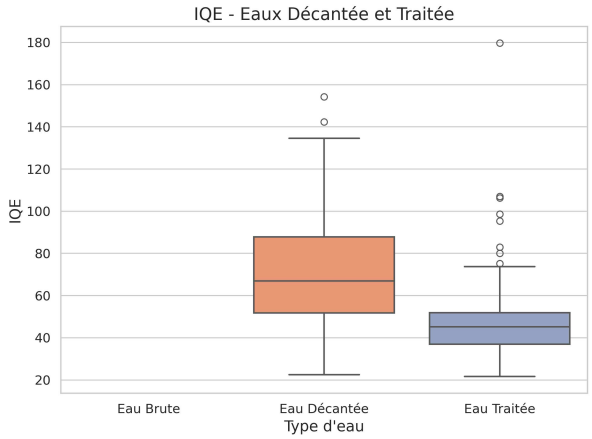


FIGURE 4.4 – Box-plots d'IQE

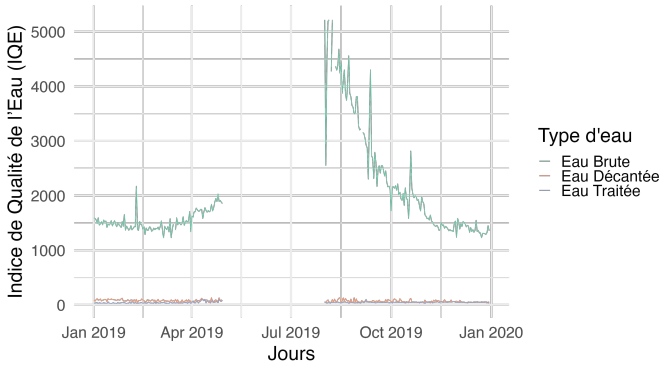


FIGURE 4.5 – Variation temporelle de l'IQE (tous types)

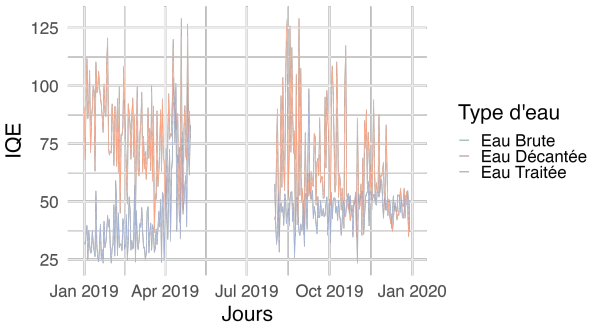


FIGURE 4.6 – Variation temporelle de l'IQE

FIGURE 4.7 – Évolution et distribution de l'indice de qualité de l'eau (IQE).

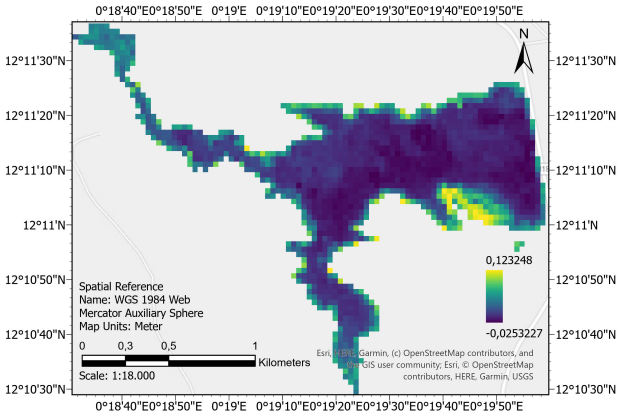


FIGURE 4.8 – NDCI - Saison sèche

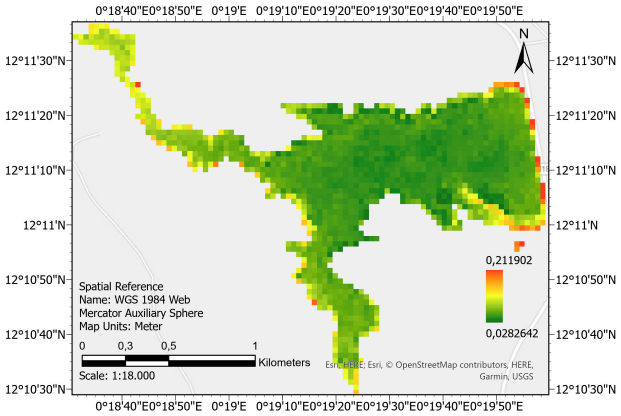


FIGURE 4.9 – NDTI - Saison sèche

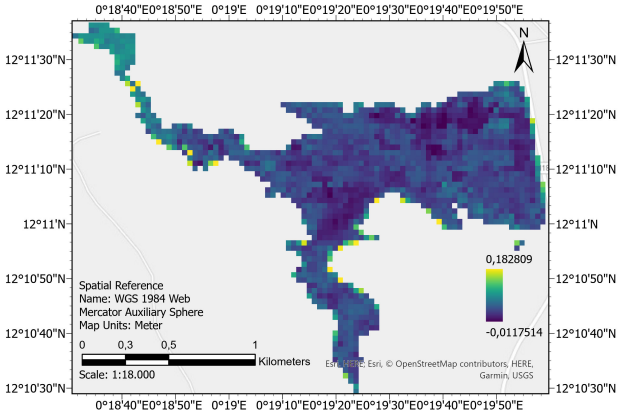


FIGURE 4.10 – NDCI - Saison pluvieuse

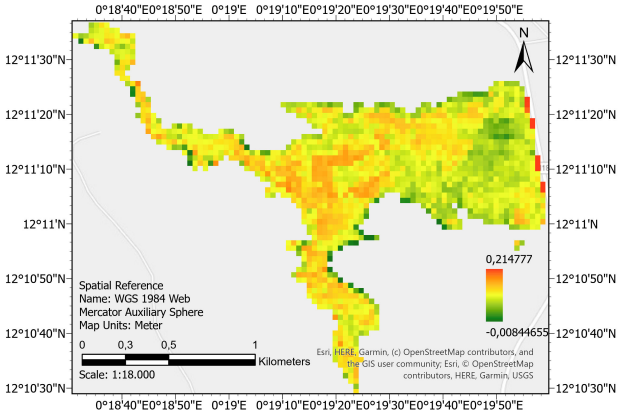


FIGURE 4.11 – NDTI - Saison pluvieuse

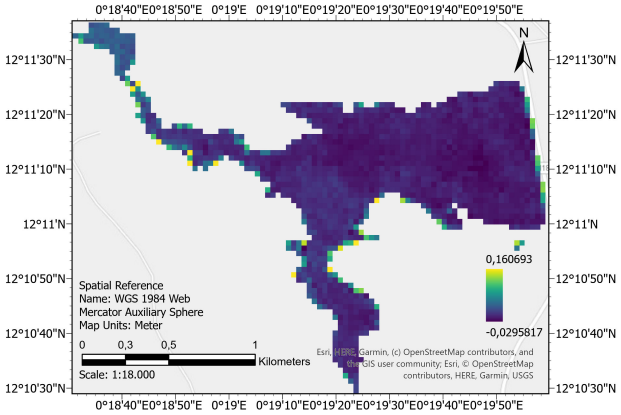


FIGURE 4.12 – NDCI - Saison post-pluvieuse

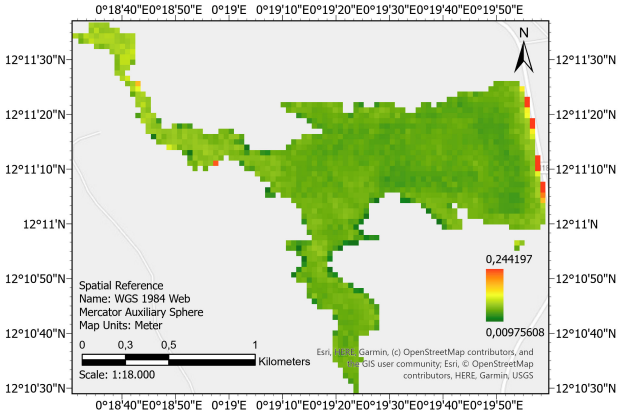


FIGURE 4.13 – NDTI - Saison post-pluvieuse

FIGURE 4.14 – Variations saisonnières du NDCI et du NDTI en 2019

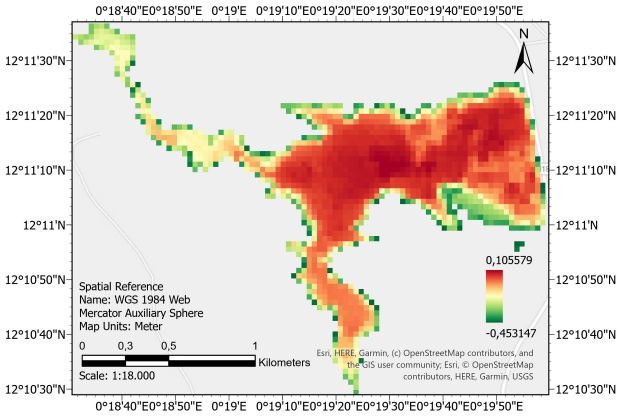


FIGURE 4.15 – NDSSI - Saison sèche

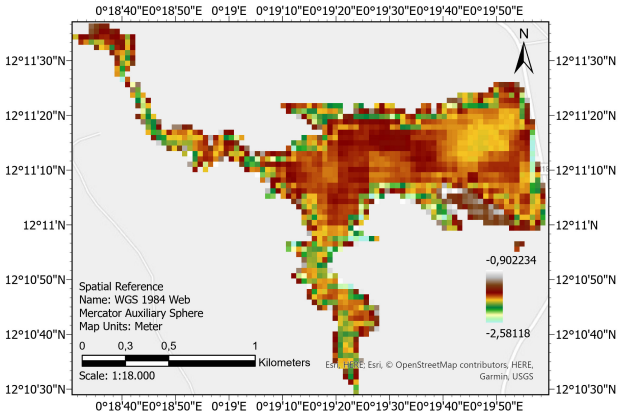


FIGURE 4.16 – CDOM - Saison sèche

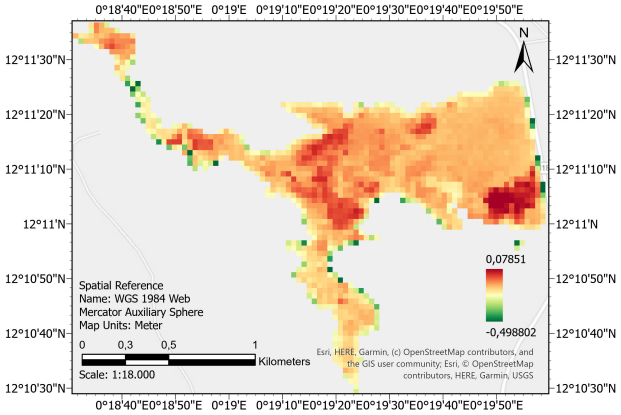


FIGURE 4.17 – NDSSI - Saison pluvieuse

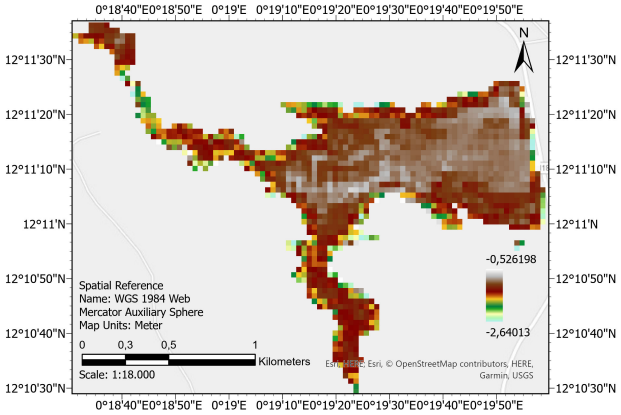


FIGURE 4.18 – CDOM - Saison pluvieuse

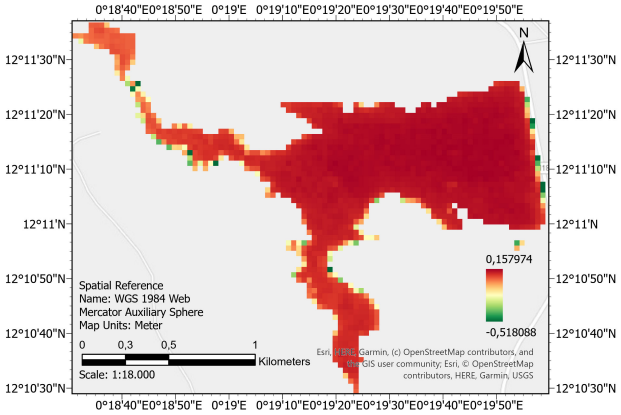


FIGURE 4.19 – NDSSI - Saison post-pluvieuse

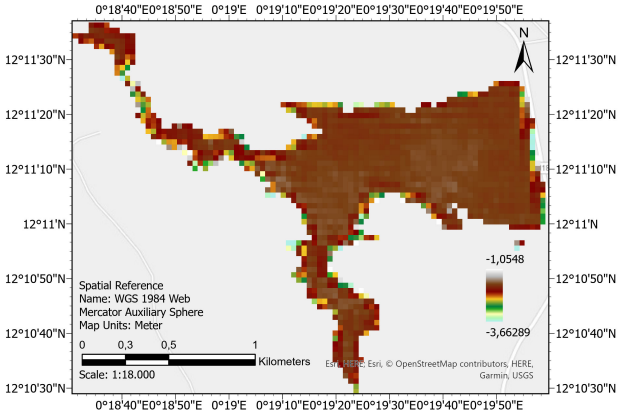


FIGURE 4.20 – CDOM - Saison post-pluvieuse

FIGURE 4.21 – Variations saisonnières du NDSSI et de la matière organique dissoute (CDOM) en 2019

L'indice CDOM, dérivé de l'expression logarithmique, présente parfois des valeurs négatives puisqu'aucun seuil positif n'a été imposé. Celles-ci surviennent lorsque la bande bleue (B1) est inférieure à la bande verte (B3). Bien que ces valeurs n'aient pas de signification physique directe (la concentration

de matière organique dissoute ne peut pas être négative), leur répartition spatiale reste exploitable.

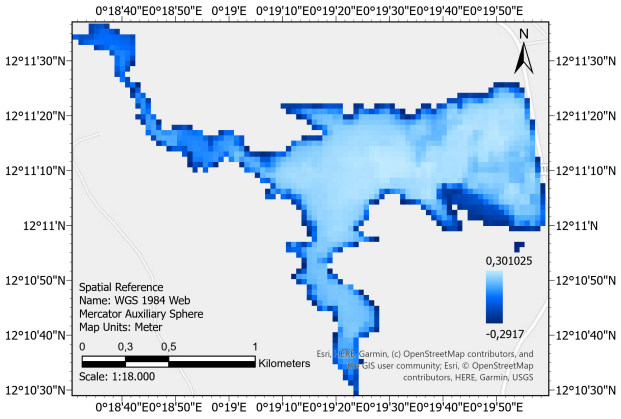


FIGURE 4.22 – NDWI - Saison sèche

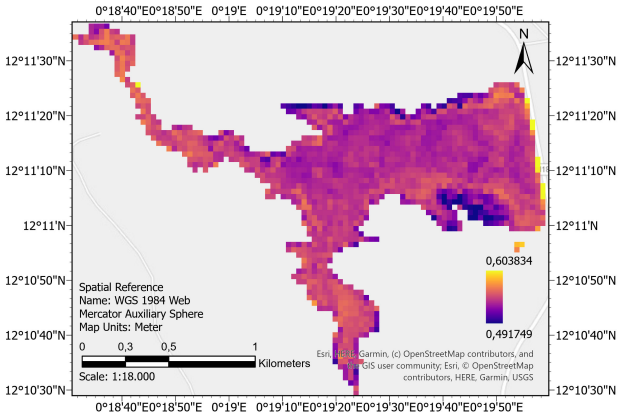


FIGURE 4.23 – NSMI - Saison sèche

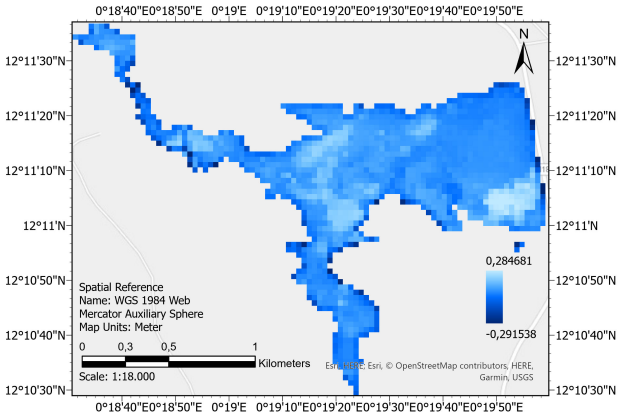


FIGURE 4.24 – NDWI - Saison pluvieuse

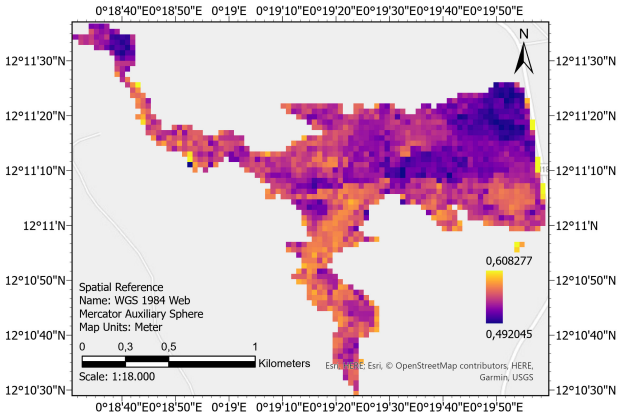


FIGURE 4.25 – NSMI - Saison pluvieuse

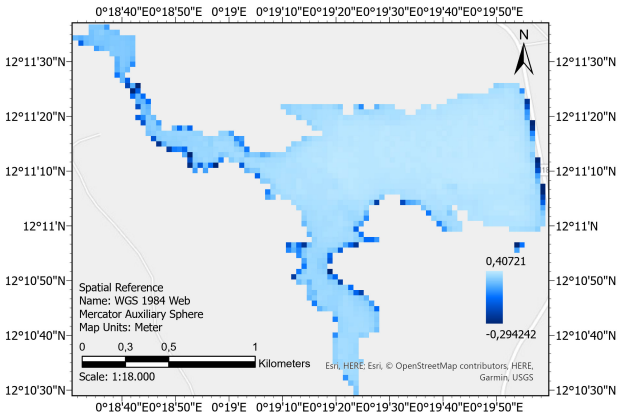


FIGURE 4.26 – NDWI - Saison post-pluvieuse

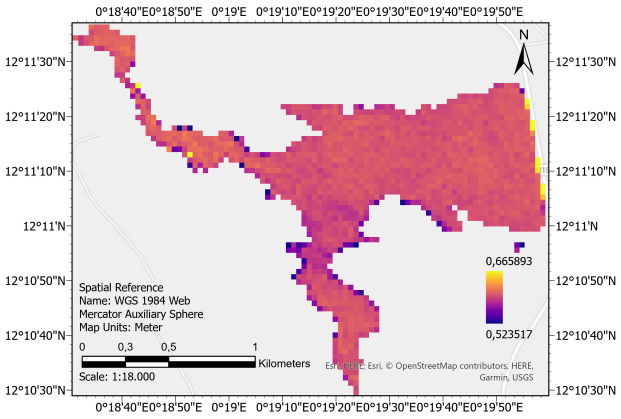


FIGURE 4.27 – NSMI - Saison post-pluvieuse

FIGURE 4.28 – Variations saisonnières du NDWI et du NSMI en 2019

4.2.1.2 Analyse de séries temporelles

L'évolution des indices spectraux dans le temps est représenté à la figure 4.29 et la classification de la qualité de l'eau à la figure 4.30.

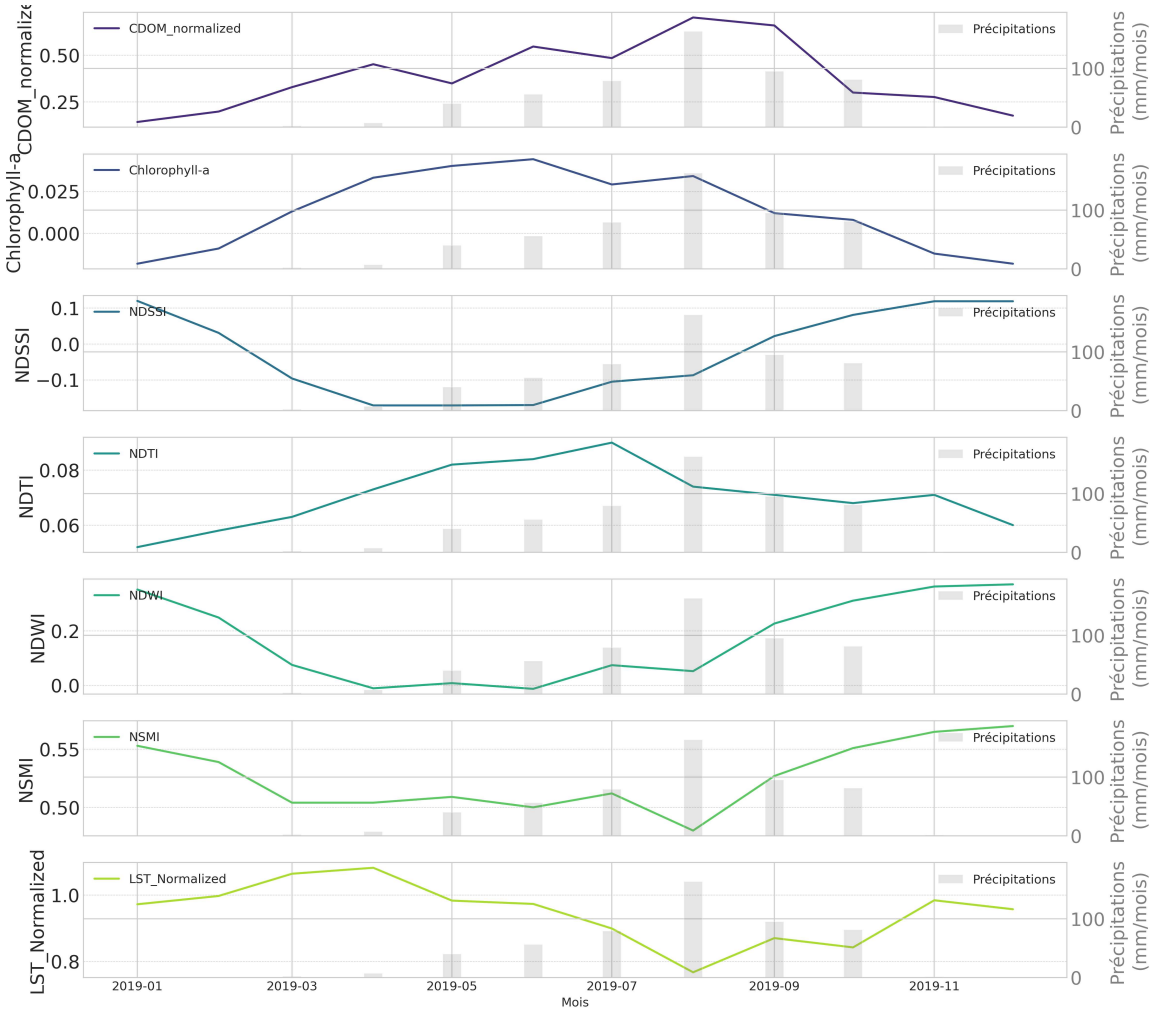


FIGURE 4.29 – Série temporelle des indices en 2019

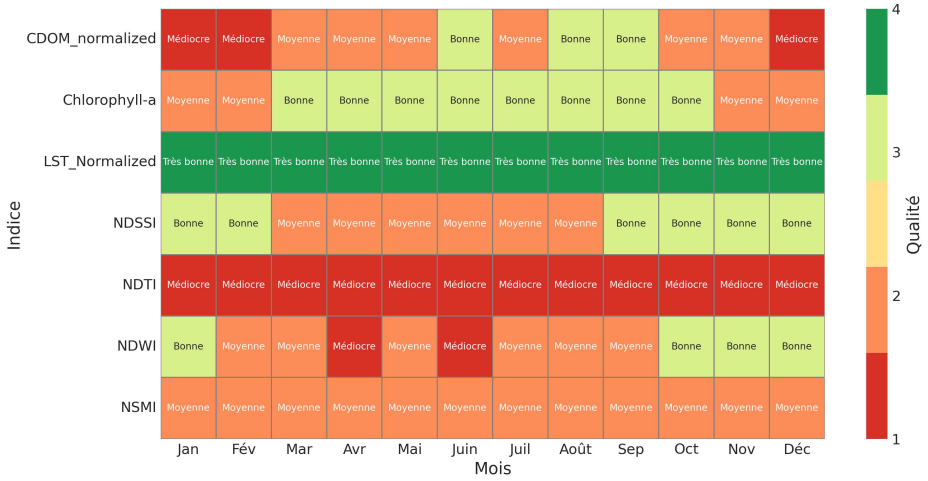


FIGURE 4.30 – Classification de la qualité de l'eau en 2019

4.2.2 Indices par Landsat 8 pour la période 2014-2024

4.2.2.1 Analyse de séries temporelles

L'évolution des indices spectraux au cours des dix années est représentée à la figure 4.31 et leur tendance à la figure 4.32.

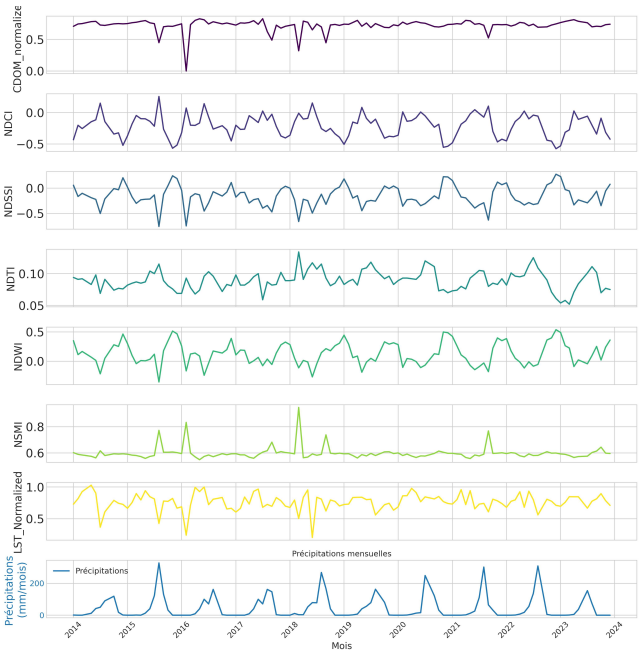


FIGURE 4.31 – Séries temporelles des indices de qualité de l'eau

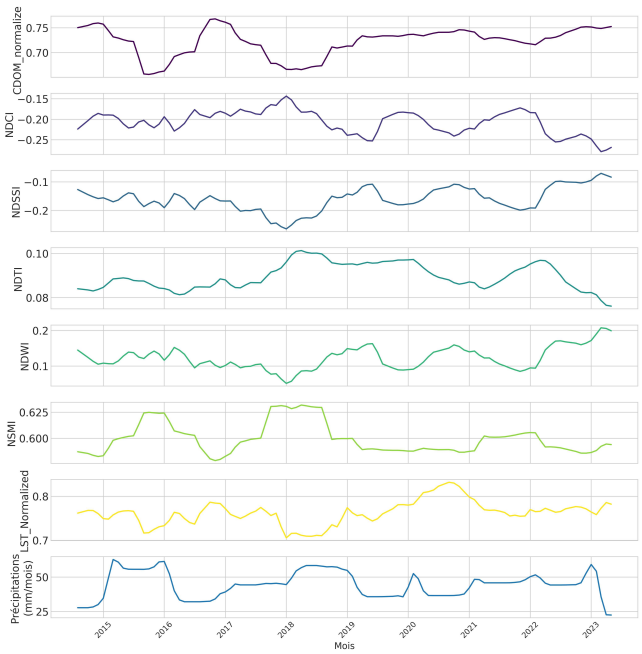


FIGURE 4.32 – Tendances des indices de qualité de l'eau

4.2.2.2 Classification de la qualité de l'eau

La qualité de l'eau au cours des dix dernières années est représentée à la figure 4.33.

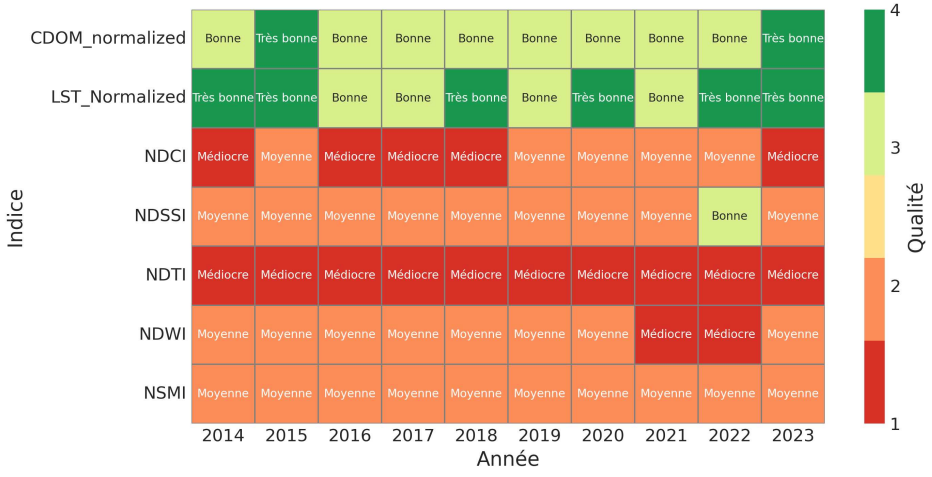


FIGURE 4.33 – Classification de la qualité de l'eau 2014-2023

4.3 Modélisation et prévision de la qualité de l'eau

4.3.1 Corrélation avec la turbidité

TABLE 4.1 – Corrélations entre la turbidité in situ et les indices et les précipitations

Indice	Corrélation
NDTI	0.69
Précipitation	0.44
NDCI	0.37
CDOM_normalisé	0.01
NSMI	-0.15
LST_Normalisé	-0.22
NDSSI	-0.38
NDWI	-0.39

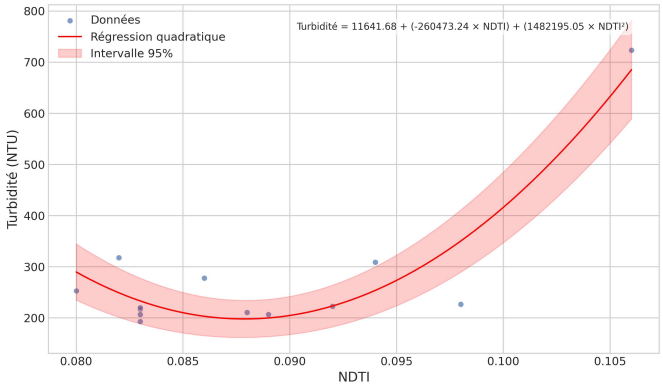


FIGURE 4.34 – Régression polynomiale de la turbidité avec intervalle d'incertitude

L'équation empirique est affichée en haut à droite de la figure 4.34 et également visible à 4.1 dont le score R^2 vaut 0.85.

$$\text{Turbidité (NTU)} = 11641.68 \; - \; 260473.24\,\text{NDTI} \; + \; 1482195.05\,\text{NDTI}^2 \tag{4.1}$$

Domaine de validité : NDTI $\in [0.052,\ 0.134]$

4.3.2 Prédiction du NDTI

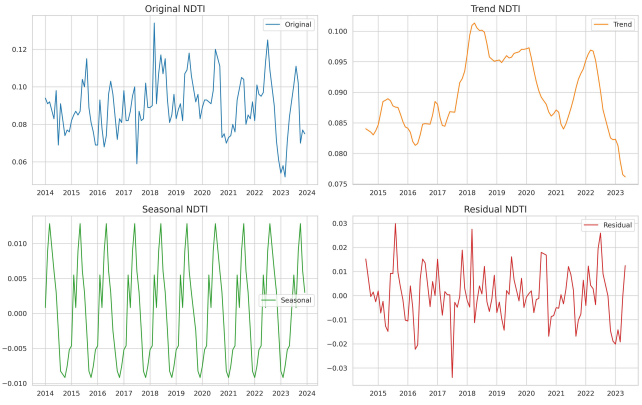


FIGURE 4.35 – Décomposition de l'indice NDTI

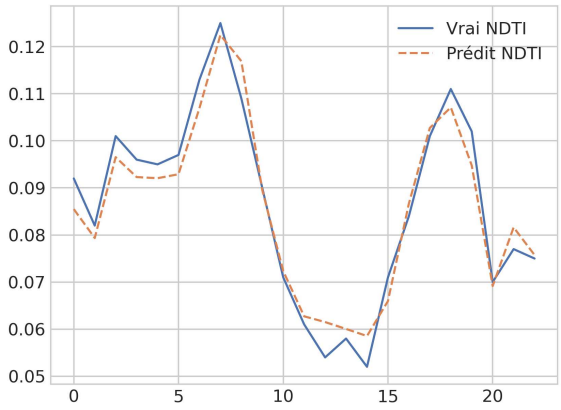


FIGURE 4.36 – Régression multi-variée du NDTI

Afin de mieux comprendre le comportement de l'indice NDTI et les facteurs qui le conditionnent, la Figure 4.35 montre sa décomposition saisonnière, tandis que la Figure 4.36 présente les résultats du modèle de régression multi-variée utilisé pour le modéliser à partir des variables explicatives

déterminées par l'ACP, dont le tableau 7.6 est visible en annexe. L'équation résultante est 4.2 :

$$\begin{aligned}\text{NDTI} = 0.0890 + (0.0204 \times \text{NDSSI}) + (0.0075 \times \text{NSMI}) - (0.1509 \times \text{NDCI}) - (0.1756 \times \text{NDWI}) \\ + (0.0017 \times \text{Precipitation})\end{aligned} \tag{4.2}$$

— **Score R^2 :** 0.950
— $RMSE$: 0.0044

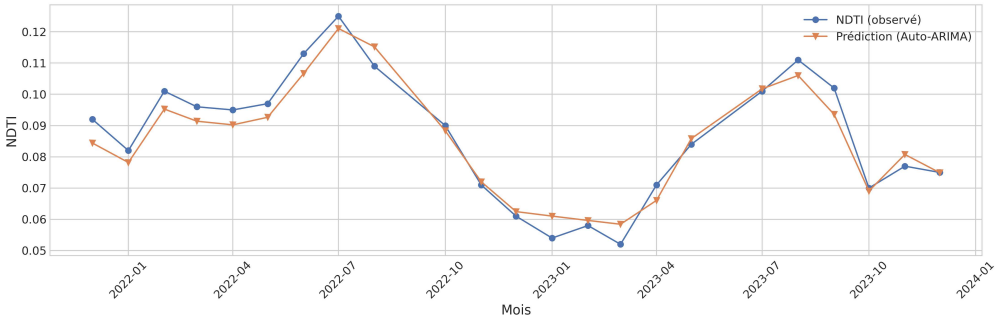


FIGURE 4.37 – Modélisation du NDTI par Auto-Arima

TABLE 4.2 – Résumé des coefficients du modèle ARIMA(0,1,2)(2,0,0)[12] pour la prédiction du NDTI

Variable	**Coefficient**	**p-value**	**Significativité**
NDSSI (x_1)	0.0195	< 0.001	***
NSMI (x_2)	0.0081	< 0.001	***
NDCI (x_3)	-0.1435	< 0.001	***
NDWI (x_4)	-0.1659	< 0.001	***
Précipitations (x_5)	0.0019	< 0.001	***
MA(1)	-0.6613	< 0.001	***
MA(2)	-0.2404	0.069	.
AR saisonnier (L12)	0.1552	0.272	
AR saisonnier (L24)	-0.2284	0.127	

Note : *** $p < 0.001$, . $p < 0.1$. Les coefficients non significatifs sont laissés sans étoile. Le modèle inclut une différenciation d'ordre 1 et une saisonnalité annuelle.

Un modèle ARIMA a été développé afin de prévoir l'indice de turbidité (NDTI) à partir d'un historique mensuel intégrant des variables explicatives exogènes. Après une exploration de différentes structures via l'approche Auto-ARIMA, le modèle retenu est un ARIMA(0,1,2)(2,0,0), incluant une composante saisonnière annuelle. Ce modèle fait appel à une différenciation d'ordre 1 pour stabiliser la tendance, utilise deux termes de moyenne mobile non saisonniers, et intègre une structure saisonnière autorégressive avec deux composantes AR décalées de 12 mois (AR saisonnier à 12 et 24 mois), sans inclure de composantes saisonnières MA. Le modèle obtenu présente de bonnes performances, avec un AIC de -768.08, un $RMSE$ de 0.0049 et une $MAPE$ de 5.24%, ce qui indique une capacité de

prédiction satisfaisante.

4.3.3 Prédiction de la turbidité

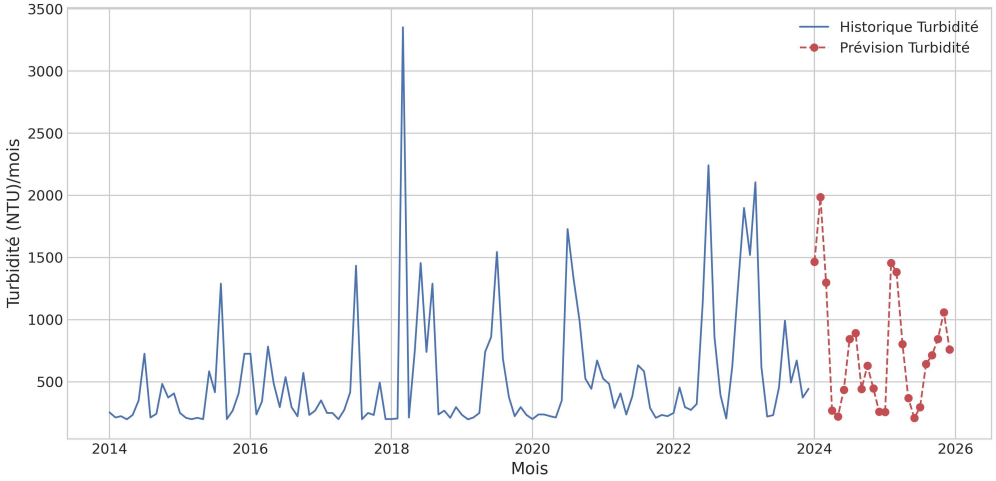


FIGURE 4.38 – Turbidité prédite par équation quadratique

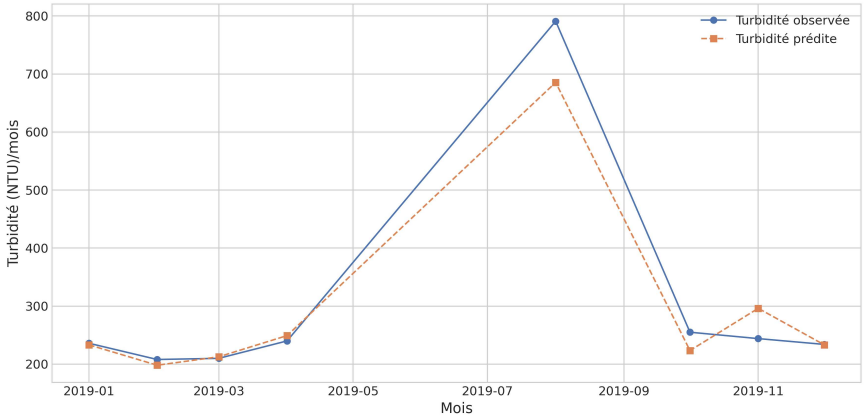


FIGURE 4.39 – Comparaison entre la turbidité mesurée sur le terrain et prédite

Les figures ci-dessous présentent les étapes de la modélisation temporelle du NDTI et son utilisation pour la prévision de la turbidité. La Figure 4.37 illustre l'ajustement du modèle Auto-ARIMA multivarié au NDTI historique. La Figure 7.2 en annexe montre les prévisions du NDTI pour les deux années à venir. Ces prédictions ont ensuite été utilisées dans l'équation quadratique calibrée entre NDTI et turbidité, afin d'estimer la turbidité future du barrage (Figure 4.38). Enfin, la Figure 4.39 compare la turbidité prédite à partir du NDTI aux valeurs réellement mesurées sur le terrain en 2019, permettant de valider la pertinence du modèle de prévision.

Les performances du modèle de prédiction de la turbidité à partir du NDTI ont été évaluées à l'aide de trois métriques d'erreur. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) obtenue est de **43.38 NTU**, l'erreur absolue moyenne (MAE) est de **26.81 NTU**, et l'erreur relative moyenne (MAPE) est de **7.30 %**.

Chapitre 5

Discussion

5.1 Diagnostic intégré de la qualité de l'eau et identification des facteurs de pression

Dans un premier temps, les tests statistiques (Tableaux 7.1 et 7.2) ont révélé que les données in situ ne suivent pas une distribution normale, ce qui peut s'expliquer par la nature environnementale et hétérogène des paramètres mesurés, ainsi que par des événements saisonniers extrêmes (pluies intenses, apports de sédiments, etc.). Seule la température ne présente pas de variation significative selon le type d'eau (brute, décantée, traitée), ce qui peut s'expliquer par le fait que les traitements appliqués par l'AEG (notamment la décantation) ciblent principalement les particules en suspension et n'ont pas pour effet de modifier significativement la température.

Concernant l'eau brute, la turbidité moyenne atteint 296 NTU, indiquant selon les normes de l'OMS une eau fortement turbide et non potable. Sa valeur maximale, dépassant les 900 NTU, témoigne d'une pollution importante du réservoir, particulièrement en période pluvieuse. Cette observation est cohérente avec les travaux de (Kusari et Ahmedi 2013), qui soulignent l'importance de la turbidité comme indicateur des solides en suspension et de la qualité globale de l'eau de surface.

Les valeurs de pH (autour de 7) et de température (environ 26°C) se situent dans les normes de l'OMS. Cette stabilité du pH reflète un bon pouvoir tampon, probablement lié à une alcalinité modérée, corrélée au TAC. Selon (Arora 2017), un pH neutre indique un équilibre physico-chimique favorable. Le TAC, en tant que paramètre régulateur de l'acidité, a montré ici un comportement corrélé au pH, ce qui est en accord avec les recommandations de (Hayward s. d.), qui insiste sur l'importance de maintenir cet équilibre.

La conductivité électrique moyenne (89 µS/cm) reste compatible avec les seuils définis par l'OMS. Cependant, sa valeur maximale (748 µS/cm) dépasse largement les normes admissibles. Cette élévation peut être liée à des apports minéraux saisonniers ou à un lessivage des sols, comme l'indiquent (Ismail et al. 2015) dans leur étude sur l'évaluation de la qualité des eaux de rivière via des techniques statistiques multivariées. Ce type de variation confirme que la charge ionique dans l'eau peut fluctuer

rapidement selon les précipitations et les usages du sol.

L'indice de qualité de l'eau (IQE) a été évalué pour les trois types d'eau étudiés (brute, décantée, traitée), comme illustré aux figures 4.3 et 4.4. Les résultats montrent une nette amélioration de la qualité au fil des étapes de traitement. L'IQE dépasse les 1000 pour l'eau brute, traduisant une qualité extrêmement mauvaise et une eau non potable ; il chute à environ 70 pour l'eau décantée (qualité médiocre), et atteint une moyenne de 50 pour l'eau traitée, correspondant à une qualité modérée. Ce constat atteste de l'efficacité des procédés mis en œuvre par l'ONEA pour réduire les principaux polluants.

Les figures 4.5 et 4.6 révèlent une forte saisonnalité de la qualité de l'eau, avec une nette détérioration en saison pluvieuse, et une amélioration pendant la saison sèche. Cette dynamique s'explique par les ruissellements qui charient des particules fines vers le réservoir. Une analyse de sensibilité montre que la turbidité est le facteur ayant le plus fort impact sur l'IQE, ce qui est cohérent avec les observations de (Bid et Siddique 2019), qui ont montré que la turbidité saisonnière, mesurée par le NDTI dans leur cas, est un indicateur clé de la dégradation de l'eau dans les zones sensibles.

Les facteurs de pression environnants le barrage, à l'échelle du bassin versant, permettent de comprendre la dynamique de la qualité, plus particulièrement la teneur importante en turbidité. Dans un premier temps, le sol étant majoritairement de type sableux-graveleux, comme indiqué sur la figure 3.3, la sensibilité au ruissellement de surface et au lessivage est accrue, notamment lors de pluies intenses au milieu de l'année (tableau 3.1). L'occupation du sol amplifie cette vulnérabilité en raison de la prédominance de zones de pâturages et de savanes (3.2) qui ont tendance à ne pas suffisamment limiter l'érosion en raison de formations végétales peu denses.

La topographie du bassin versant est relativement douce avec une pente comprise entre 2% et 5% (cf. figure 3.4), ce qui favorise une infiltration modérée mais n'élimine pas pour autant les phénomènes de ruissellement diffus, en particulier en cas de couverture végétale insuffisante.

En terme d'érosion, la figure 3.5 indique que les pertes de sol sont très importantes en saison pluvieuse, de mai à septembre, ce qui est en concordance avec la hausse de la turbidité et de l'IQE dans cette période (figure 4.5) et donc la dégradation de la qualité des eaux dans les milieux vulnérables.

Ainsi, l'interaction entre sols meubles, couverture végétale limitée et les conditions topographiques expliquerait la présence de sédiments dans le barrage de Tandjari. Ces apports contribuent à l'augmentation de la turbidité dans l'eau du barrage, particulièrement en saison pluvieuse, comme l'ont également souligné les travaux de (Bid et Siddique 2019), qui mettent en évidence le rôle central de la turbidité dans la dégradation de la qualité de l'eau dans les milieux vulnérables.

5.2 Suivi spatio-temporel de la qualité de l'eau par télédétection

5.2.1 Cartes saisonnières par Sentinel-2

La figure 4.14 met en évidence une variabilité spatiale et temporelle des indices de **chlorophylle-A (NDCI)** et de turbidité (NDTI). La chlorophylle-A, indicatrice de la biomasse algale, apparaît légèrement **plus concentrée en périphérie du barrage** et plus faible en son centre, une répartition possiblement influencée par la végétation riveraine qui favorise la prolifération locale du phytoplancton. Cette observation rejoint les conclusions de (J.C. Ritchie 2003) et (Gholizadeh, Melesse et Reddi 2016) qui soulignent l'utilité des indices spectro-radiométriques comme le NDCI pour évaluer la distribution spatiale de la chlorophylle dans les eaux intérieures. Il est important de noter que, si la variabilité spatiale du NDCI reste globalement stable d'une saison à l'autre, la dynamique temporelle sur plusieurs années montre une tendance à la baisse, traduisant une diminution progressive de la biomasse algale (voir section suivante).

En revanche, l'indice **NDTI** révèle **une forte variabilité spatiale de la turbidité en saison pluvieuse** (4.11), bien plus marquée que pendant les saisons sèche et post-pluvieuse. La concentration élevée observée dans la partie gauche du réservoir, située en amont du bassin versant, s'expliquerait par la nature sableuse-graveleuse du sol dans cette zone. Comme l'a montré (Fiuza Borges, Souza dos Anjos et Santana Santos 2011), les particules fines issues de l'érosion sont facilement transportées par le ruissellement pluvial en raison de leur forte sensibilité à la mobilisation hydrique. Cela justifie l'accumulation de sédiments et l'augmentation de la turbidité dans cette portion du plan d'eau.

Les variations saisonnières de la concentration en sédiments en suspension (**NDSSI**) et du niveau de matières organiques dissoutes colorées (**CDOM**) sont illustrées à la figure 4.21. On constate que la **concentration en sédiments** est plus faible en périphérie du barrage et **plus élevée au centre**, notamment en **saison pluvieuse** (4.17), où la variabilité spatiale est plus importante malgré une concentration globale en baisse. Cela pourrait être dû à la dilution ou à la sédimentation plus rapide en période de fortes eaux. Cette dynamique est cohérente avec les travaux de (Bouchard 2013) qui décrivent une redistribution temporaire des sédiments pendant les crues.

Concernant les matières organiques dissoutes (**CDOM**), celles-ci montrent une forte répartition spatiale en saison sèche (4.16), avec une concentration plus élevée au centre du barrage. Cette accumulation pourrait résulter de la stagnation des eaux et de la dégradation biologique de la matière végétale, favorisées par des conditions plus calmes et des températures plus élevées, comme le suggèrent les études de (Gordon et Wang 1994).

Le **NDWI**, indicateur de la présence d'eau en surface, montre que les zones les plus inondées

du réservoir, notamment au centre en saison pluvieuse (figure 4.24), coïncident avec les secteurs où la turbidité (NDTI) et la concentration en sédiments en suspension (NDSSI) sont les plus élevées. Cette association spatiale s'explique par le fait que les apports d'eau importants mobilisent et transportent davantage de particules, augmentant ainsi la turbidité et les sédiments localement.

Enfin, la répartition du **NSMI** (matières en suspension) suit le même schéma. En saison pluvieuse, visible à la figure 4.25, l**es zones de forte concentration en MES coïncident avec celles de forte turbidité** et de faible clarté, tandis qu'en saisons sèche et post-pluvieuse, la distribution spatiale reste plus stable et homogène.

Ces observations permettent de conclure que la qualité de l'eau dans le barrage présente une variabilité spatiale significative, fortement influencée par la saisonnalité et les caractéristiques environnementales du bassin.

5.2.2 Série temporelle et classification de la qualité de l'eau

La série temporelle représentée à la figure 4.29 permet de suivre l'évolution des indices de qualité de l'eau au cours de l'année. On observe que les matières organiques dissoutes colorées (**CDOM**) atteignent leur pic en même temps que les précipitations, ce qui coïncide également avec une augmentation marquée de la chlorophylle-A et du NDTI, surtout au début des événements pluvieux. Ces dynamiques sont caractéristiques des effets du ruissellement agricole, lequel transporte des résidus de fertilisants et de matières organiques depuis les zones cultivées environnantes vers le plan d'eau, comme le soulignent (Gholizadeh, Melesse et Reddi 2016) et (J.C. Ritchie 2003). Cette accumulation en nutriments favorise l'eutrophisation, et par conséquent la prolifération d'algues (chlorophylle-A).

L'augmentation de la **chlorophylle-A** pourrait aussi être accentuée par une élévation de la température de l'eau, qui stimule l'activité photosynthétique et la croissance du phytoplancton, comme évoqué dans (Cozannet et al. 2021). Quant à la hausse du **NDTI**, elle s'explique par la turbidité initiale élevée de l'eau, un phénomène notamment bien documenté lors des **premières pluies** qui mobilisent les sédiments accumulés sur les surfaces sèches, entraînant un premier pic de turbidité, un mécanisme classique selon (Azad Hossain, Chao et Jia 2006).

D'un point de vue temporel, les niveaux de sédiments en suspension (**NDSSI**) et de présence d'eau (**NDWI**) restent faibles en début d'année, puis augmentent **progressivement** avec l'intensification des précipitations. Cette évolution suit une logique hydrologique : les fortes pluies induisent un ruissellement croissant, entraînant des particules fines vers le réservoir. Ce mécanisme est cohérent avec les travaux de (Fiuza Borges, Souza dos Anjos et Santana Santos 2011), qui mettent en évidence le rôle de l'érosion hydrique dans le transport des sédiments vers les plans d'eau.

L'indice des matières en suspension (**NSMI**) présente une tendance particulière : il reste faible pendant les pics de précipitations, mais augmente brusquement après ces événements. Ce com-

portement pourrait traduire une phase de décantation temporaire pendant les pluies, suivie d'un remaniement et d'un retour en suspension des particules après le passage des crues, par des phénomènes de résuspension induite par la dynamique hydrologique post-pluviale, comme le discutent (Bouchard 2013).

Il y a donc un **déphasage temporel** à souligner. En effet, la turbidité augmente rapidement après les premières pluies en raison de la mobilisation immédiate de particules fines qui troublent l'eau. En revanche, la concentration totale en sédiments en suspension croît plus lentement, atteignant son maximum avec un certain retard dû au transport différé des particules plus lourdes ou plus éloignées. Ce décalage entre turbidité et sédiments est un phénomène hydrologique courant, à prendre en compte dans l'interprétation et la gestion des données de qualité de l'eau.

Enfin, la classification de la qualité de l'eau basée sur les indices dérivés de la télédétection montre que l'eau est généralement de qualité moyenne à mauvaise durant la saison pluvieuse, notamment selon les indices liés à la turbidité (NDTI, NDSSI, NSMI). En revanche, l'indice de chlorophylle-A indique une qualité de l'eau globalement meilleure vers le milieu de l'année, en période de transition entre la saison sèche et la saison pluvieuse.

Cette évaluation par indices satellitaires rejoint les tendances observées à travers l'indice de qualité de l'eau (IQE) basé sur les données in situ, notamment dans sa dépendance majeure à la turbidité. Comme l'a montré (Cozannet et al. 2021), l'usage d'images Sentinel-2 permet de suivre avec précision l'évolution saisonnière de ces paramètres optiques, validant ainsi leur pertinence pour la surveillance spatiale et temporelle des eaux intérieures.

5.2.3 Analyse temporelle

L'évolution décennale des indices Landsat (figure 4.32) révèle des dynamiques liées aux précipitations saisonnières, aux pratiques agricoles et aux caractéristiques du bassin versant. Le **CDOM**, indicateur des matières organiques dissoutes colorées, présente une tendance cyclique entre 2014 et 2019, suivie d'une hausse marquée jusqu'en 2024, probablement due à un lessivage accru des composés organiques en lien avec l'intensification agricole, surtout en saison des pluies (Gordon et Wang 1994).

Le **NDCI** (chlorophylle-A) diminue progressivement, suggérant une réduction de la biomasse algale, possiblement liée à une turbidité accrue lors des saisons humides, qui limite la pénétration lumineuse nécessaire à la photosynthèse (Gholizadeh, Melesse et Reddi 2016 ; Cozannet et al. 2021). **Cette dynamique temporelle contraste avec la stabilité spatiale du NDCI observée à l'intérieur d'une même saison, illustrant la nécessité de bien distinguer les deux échelles d'analyse**. Le **NDSSI** (sédiments en suspension) baisse jusqu'en 2018, puis augmente jusqu'en 2024, reflétant la variabilité pluviométrique : les années 2016–2017, plus sèches, ont limité le ruissellement et l'érosion, alors que l'augmentation des précipitations à partir de 2018 a accentué l'érosion des sols sableux-graveleux autour du barrage (Fiuza Borges, Souza dos Anjos et Santana Santos 2011).

Le **NDWI** (teneur en eau) suit une tendance similaire, confirmant que l'accumulation d'eau et l'apport sédimentaire sont étroitement liés. Le **NDTI** (turbidité) augmente nettement à partir de 2018, puis diminue jusqu'en 2024, avec un pic isolé en 2022 probablement lié à un événement pluvieux intense (Azad Hossain, Chao et Jia 2006 ; J.C. Ritchie 2003). Le **NSMI** (matières en suspension) montre des pics en 2015 et 2018, corrélés aux épisodes pluvieux, puis reste relativement bas malgré la variabilité des précipitations, suggérant que d'autres facteurs, comme la stabilisation de l'occupation du sol ou la sédimentation antérieure, deviennent prépondérants. Enfin, la **LST** (température de surface) reste globalement stable, à l'exception d'un fléchissement en 2018 dû à un épisode pluvieux important, suivi d'une remontée progressive qui pourrait refléter le réchauffement climatique ou une baisse de la couverture nuageuse (Dewandel et Subrahmanyam 2012).

Il est important de distinguer les relations spatiales des relations temporelles, lorsqu'on observe l'évolution dans le temps, on constate qu'une augmentation générale du NDWI, donc du niveau d'eau dans le réservoir, s'accompagne souvent d'une diminution de la turbidité. Ce phénomène peut s'expliquer par des effets de dilution comme, par exemple, lorsque le volume d'eau augmente, les particules en suspension sont moins concentrées, et la sédimentation est favorisée, réduisant ainsi la turbidité globale (Guerineau 2013).

Ainsi, alors qu'à l'échelle spatiale, les zones les plus inondées sont aussi les plus turbides et riches en sédiments, à l'échelle temporelle, une montée du niveau d'eau tend à réduire la turbidité et la concentration en sédiments, probablement par dilution et décantation. Ce contraste illustre l'importance de distinguer les dynamiques spatiales et temporelles dans l'analyse de la qualité de l'eau par télédétection.

5.3 Modélisation spatio-temporelle et prévision de la turbidité du barrage

5.3.1 Analyse des corrélations entre la turbidité mesurée et les indices spectraux

L'Analyse en Composantes Principales (**ACP**), dont les résultats figurent en annexe au tableau 7.6, a permis d'identifier les variables les plus influentes sur la structure globale des données. Les composantes principales PC1 et PC2 expliquent ensemble près de 80% de la variance totale. L'ACP a montré que les variables les plus contributives sont le **NDSSI** (fortement négatif sur PC1), **NSMI** et **NDCI** (fortement positifs ou négatifs selon les composantes), le **NDWI** (influence négative marquée) et les **précipitations** (sur PC3). CDOM et LST, moins explicatifs, ont été exclus de la modélisation de l'indice de turbidité (NDTI) afin de limiter la redondance.

Bien que l'ACP ait révélé une colinéarité notable entre NDWI et NDSSI, le NDSSI est conservé dans le

modèle pour sa valeur interprétative. En effet, NDSSI reflète directement la concentration de sédiments en suspension, un facteur clé de la turbidité dans le contexte du barrage. Ce choix permet de discuter explicitement l'effet des apports sédimentaires sur la dynamique de la turbidité, en complément de l'information hydrique captée par NDWI. Il faut tout de même préciser que la colinéarité peut rendre les coefficients individuels moins robustes, mais la performance prédictive globale du modèle reste élevée. Ce compromis entre optimisation statistique et interprétabilité physique est courant en modélisation environnementale et permet d'assurer une meilleure compréhension des processus sous-jacents (Dormann et al. 2013).

Le tableau 4.1 montre que **l'indice NDTI présente la plus forte corrélation positive** avec la turbidité mesurée in situ dans le barrage (r *de Pearson* $= 0.69$), ce qui est cohérent avec sa conception. La régression quadratique (4.1), illustrée à la figure 4.34, confirme une relation de second ordre entre NDTI et turbidité, bien qu'elle puisse être influencée par d'autres paramètres environnementaux (matières organiques dissoutes, phytoplancton (Gholizadeh, Melesse et Reddi 2016 ; Cozannet et al. 2021)).

Bien que la régression quadratique entre le NDTI et la turbidité présente de très bonnes performances statistiques ($R^2 = 0.85$), une analyse critique des valeurs prédites révèle certaines incohérences physiques. En effet, alors que les mesures de turbidité in situ s'étendent de 270 à 916 NTU (avec une moyenne de 300 NTU), l'équation quadratique appliquée au NDTI génère fréquemment des valeurs largement supérieures à 1000 NTU, voire approchant 2000 ou 3000 NTU pour des NDTI proches de la borne supérieure de l'échantillon (0.134). Cela dépasse largement les observations réelles et remet en question la validité du modèle en extrapolation, même dans un domaine apparemment restreint.

Cette situation s'explique par **la forte influence d'un point extrême mesuré en août 2019**, en pleine saison pluvieuse, qui induit une courbure prononcée de la relation. La courbe engendre une croissance très rapide des valeurs prédites à partir d'un certain seuil de NDTI. Il en découle une surreprésentation des turbidités extrêmes, non compatibles avec les dynamiques hydrologiques observées au barrage.

Une analyse de sensibilité (voir tableau 7.5 en annexe) montre que sans ce point extrême, la corrélation entre turbidité et NDTI chute à 0.05, tandis que la précipitation (r = 0.93) devient le facteur le plus explicatif. Le modèle linéaire obtenu hors saison pluvieuse (figure 7.1) présente un R^2 très faible (0.0026), traduisant une quasi-absence de lien entre NDTI et turbidité hors épisodes extrêmes. Ainsi, la relation quadratique initiale reflète avant tout **la dynamique des épisodes de crue**, et le NDTI doit être considéré comme un bon indicateur de la turbidité principalement lors de ces pics de ruissellement.

D'autres approches, telles qu'un modèle log-linéaire de type log(turbidité) $\sim$ NDTI + NDWI + autres indices a également été testé, mais n'a pas donné de résultats exploitables ($R^2 = 0.42$), avec des valeurs prédites incohérentes (>10 000 NTU après transformation inverse), en raison d'un

étalonnage insuffisant. **Des techniques avancées, comme les réseaux de neurones, pourraient améliorer la robustesse des prédictions, mais nécessiteraient un jeu de données beaucoup plus conséquent**. Cette étude constitue donc **une première ébauche méthodologique** pour la modélisation de la turbidité par télédétection.

Pour la période 2014–2026, le NDTI est utilisé comme proxy de la turbidité, faute de données in situ suffisantes. L'équation de régression multiple 4.2 obtenue pour **la prédiction du NDTI** présente d'excellentes performances statistiques ($R^2 = 0.95$, RMSE = 0.0044), indiquant que le modèle explique la quasi-totalité de la variance observée dans les valeurs estimées.

Le NDSSI (sédiments en suspension) et NSMI (matières en suspension) ont des coefficients positifs, confirmant que leur augmentation s'accompagne d'une hausse de la turbidité, ce qui est cohérent avec la dynamique attendue des milieux aquatiques soumis au ruissellement et à l'érosion. À l'inverse, le NDCI (chlorophylle-A) et le NDWI (indice d'eau) présentent des coefficients négatifs, suggérant qu'une concentration plus élevée en phytoplancton ou une plus grande présence d'eau en surface pourraient être associées à une turbidité moindre, possiblement par effet de dilution.

Il est intéressant de noter que, bien que les cartes spatiales montrent une association visuelle entre NDWI élevé et forte turbidité (NDTI) en saison pluvieuse (figures 4.14, 4.28), le modèle de régression multiple attribue un coefficient négatif au NDWI. Cette contradiction apparente s'explique par l'ACP (tableau 7.6), qui révèle que NDWI et NSMI, bien que parfois corrélés, ne varient pas toujours ensemble selon la structure principale des données. Comme discuté précédemment, la colinéarité entre NDWI et NDSSI peut rendre l'estimation des effets propres moins fiable, mais elle n'invalide pas la pertinence écologique de ces variables. Par ailleurs, ces différences reflètent aussi la complexité des processus environnementaux, comme par exemple, une extension rapide de la surface d'eau lors des crues peut entraîner un NDWI important sans nécessairement provoquer une turbidité élevée, du fait de la dilution ou de la sédimentation rapide. Ainsi, la régression multiple, qui estime l'effet propre de chaque variable en tenant compte des autres, peut attribuer au NDWI un coefficient de signe opposé à sa corrélation simple avec le NDTI. Ce phénomène, typique en présence de colinéarité ou de mécanismes antagonistes, est bien documenté dans la littérature environnementale (Dormann et al. 2013 ; Johnston, Jones et Manley 2017) et ne remet pas en cause l'association spatiale observée.

La régression multivariée appliquée précédemment ne prend toutefois pas en compte les dépendances temporelles inhérentes aux séries d'indices spectraux. Pour pallier cette limite, un modèle Auto-ARIMA a été implémenté afin de modéliser le NDTI en fonction des mêmes variables explicatives. Le modèle sélectionné, **ARIMA(0,1,2)(2,0,0)**, révèle une composante saisonnière marquée, avec une périodicité annuelle et un critère d'information d'Akaike (AIC) de -768.08, confirmant la qualité d'ajustement.

La performance du modèle est visuellement corroborée dans la figure 4.37, où la série prédite

épouse globalement l'évolution du NDTI observé. Le tableau 4.2 présente les coefficients estimés par le modèle, ainsi que leur significativité statistique. Ces résultats, cohérents avec ceux obtenus par régression multivariée, **permettent d'identifier les facteurs ayant le plus d'influence sur la dynamique temporelle du NDTI**.

En particulier, les précipitations, les matières en suspension (captées par NSMI) et les sédiments (reflétés par le NDSSI) exercent une influence significative et positive sur le NDTI, ce qui est en accord avec le fait que ces variables contribuent à l'augmentation de la turbidité. À l'inverse, des indices comme le NDCI (chlorophylle) et le NDWI (humidité de surface) présentent des effets négatifs significatifs, suggérant que les périodes de forte biomasse ou de couverture aquatique peuvent atténuer la signature optique associée à la turbidité.

5.3.2 Prévision du NDTI par Auto-ARIMA et estimation de la turbidité

Faute de série temporelle in situ sur la turbidité, c'est le **NDTI**, disponible par télédétection sur 10 ans (figure 4.38, qui a été modélisé par ARIMA. La turbidité a ensuite été estimée en appliquant la relation quadratique 4.1 calibrée sur 2019. Cette méthode repose donc sur une double approximation, ce qui engendre de fortes incertitudes.

Une extraction spécifique de la prédiction pour l'année 2019 a été réalisée afin de comparer les résultats du modèle avec les mesures de terrain. Les performances obtenues sont : $RMSE$=43.38 NTU, MAE=26.81 NTU, et $MAPE$=7,30 %. Ces résultats indiquent que le modèle fournit des prédictions satisfaisantes, bien que certaines incertitudes subsistent.

L'utilisation de ce modèle pallie le manque de données de terrain et offre à l'Agence Eau de Gourma un outil de surveillance continue de la qualité physique de l'eau du barrage, sans recourir systématiquement à des mesures in situ. Étant donné que la turbidité est le principal facteur de dégradation de la qualité de l'eau, son suivi à long terme constitue un levier important pour améliorer la potabilité de l'eau du réservoir.

Cependant, il convient de rappeler les limites de la méthode, liées à la calibration de la relation NDTI-turbidité sur des mesures hebdomadaires couvrant seulement quelques mois de l'année 2019, ainsi qu'à la résolution temporelle de Landsat qui réduit la fréquence des observations utilisables. En conséquence, **les prédictions doivent être interprétées avec prudence**. Une acquisition plus dense de données in situ permettrait à terme d'entraîner un modèle Auto-ARIMA directement sur la turbidité, sans recourir au NDTI comme variable intermédiaire, et ainsi de renforcer la robustesse des prédictions.

Chapitre 6

Conclusion

Ce mémoire de fin d'étude visait à répondre à la problématique énoncée en introduction en mobilisant la télédétection pour la surveillance de la qualité physico-chimique de l'eau dans un contexte sahélien, en prenant comme cas d'étude le barrage de Tandjari à l'est du Burkina Faso. L'approche multi-source, rassemblant données in situ, produits satellitaires et outils SIG, a permis d'apporter des éléments de réponse à la question de recherche : *Comment les produits de la télédétection actuels peuvent-ils être utilisés pour analyser la variabilité spatio-temporelle de certains paramètres physico-chimiques et évaluer la qualité de l'eau du barrage de Tandjari au Burkina Faso ?*

Le premier objectif consistait à diagnostiquer de façon intégrée la qualité de l'eau du barrage en 2019 et à identifier les facteurs de pression. Le diagnostic intégré de la qualité de l'eau a révélé une forte détérioration de la qualité en saison pluvieuse, notamment en lien avec des pics de turbidité atteignant plus de 900 NTU. Ce paramètre s'est confirmé comme principal facteur de dégradation selon l'Indice de Qualité de l'Eau (IQE). L'analyse croisée des facteurs de pression, notamment les types de sol, les pentes, et l'occupation du sol, a montré que les conditions pédologiques (sols sableux-graveleux), la topographie douce (2–5%) et la dominance des pâturages favorisent le ruissellement diffus et l'érosion, alimentant directement la turbidité du réservoir.

Le second objectif portait sur le suivi spatio-temporel de la qualité de l'eau par télédétection. Les images satellitaires Sentinel-2 et Landsat 8/9 ont été mobilisées pour calculer plusieurs indices spectraux, notamment la turbidité (NDTI), les sédiments en suspension (NDSSI), les matières organiques dissoutes colorées (CDOM), la quantité d'eau (NDWI), les matières en suspension (NSMI) ou encore le taux de chlorophylle-A (NDCI). Les cartes produites ont mis en évidence des zones critiques et des périodes de forte dégradation, notamment pendant les pluies. Les séries temporelles ont confirmé des tendances cohérentes avec les observations in situ et les données environnementales, validant ainsi l'usage de ces indices comme outils de surveillance. L'intérêt du NDTI a été renforcé par sa corrélation significative avec la turbidité ($r = 0.69$), justifiant son usage comme proxy principal pour la modélisation.

Enfin, une partie importante du travail a été consacrée à la modélisation et à la prévision de

la qualité de l'eau. Une équation quadratique a permis de prédire la turbidité à partir du NDTI avec un coefficient de détermination élevé ($R^2 = 0{,}85$). Un modèle Auto-ARIMA intégrant plusieurs variables explicatives (précipitations et indices optiques) a ensuite été utilisé pour projeter les valeurs du NDTI jusqu'en 2026. La régression quadratique entre NDTI et turbidité ($R^2 = 0.85$), ainsi que le modèle Auto-ARIMA ($AIC = -768.08$), ont montré des performances satisfaisantes. En combinant ces prévisions au modèle de régression, la turbidité en NTU a pu être estimée sur 12 années (2014-2026). La prévision à 2 ans a mis en évidence une variabilité saisonnière forte mais anticipable, ouvrant la voie à une gestion proactive du barrage. Toutefois, des incertitudes subsistent (RMSE = 43,38 NTU ; MAPE = 7,3%), notamment en lien avec la faible densité des mesures de calibration (limitées à 2019), la dépendance à la disponibilité des images satellitaires et l'incertitude des équations empiriques. Malgré cela, la démarche a montré qu'il était possible de reconstituer et d'anticiper les tendances de la qualité de l'eau à partir d'indices satellitaires, même en contexte de données in situ limitées.

Ce mémoire démontre donc que la télédétection couplée aux SIG constitue un outil robuste pour caractériser et surveiller la qualité de l'eau d'un réservoir. Cette approche permet non seulement d'améliorer la compréhension des dynamiques spatio-temporelles, mais aussi de fournir un appui technique aux structures locales comme l'AEG. Elle ouvre la voie à une gestion proactive des ressources hydriques, notamment dans les zones sensibles aux pressions anthropiques et climatiques. Cependant, plusieurs limites importantes doivent être soulignées. Tout d'abord, la relation quadratique utilisée pour convertir le NDTI en turbidité repose sur un jeu de données restreint (quelques mois en 2019) et inclut une valeur atypique majeure en saison des pluies, ce qui a fortement influencé la forme de la courbe. Ensuite, bien que le NDTI reste dans un intervalle réaliste [0.052–0.134], l'équation quadratique appliquée au NDTI génère parfois des valeurs élevées de turbidité (jusqu'à 3000 NTU), ce qui dépasse le domaine des observations in situ et ne soient plausibles qu'en période de crue intense. Cela renforce l'idée que le modèle est pertinent pour capturer les extrêmes saisonniers, mais sa validité physique en dehors de ces épisodes reste limitée. Cette fragilité du modèle empirique, lorsqu'il est extrapolé hors du domaine de calibration, invite à une interprétation prudente des résultats.

En l'absence de données in situ longues, ce choix méthodologique reste justifié, mais il montre également la nécessité, à l'avenir, d'acquérir davantage de mesures sur le terrain. Cela permettrait d'entraîner directement un modèle Auto-ARIMA ou un modèle de régression robuste sur la turbidité elle-même, voire de recourir à des approches plus avancées comme les réseaux de neurones, à condition de disposer d'un volume de données suffisant. Cette étude constitue donc une première contribution méthodologique en ce sens, en posant les bases d'un suivi satellitaire de la qualité des eaux du barrage.

Les résultats de ce mémoire offrent plusieurs perspectives opérationnelles :

1. **Réduction de l'érosion à la source**
   Étant donné que la turbidité est fortement liée aux apports en particules fines par ruissellement, la lutte contre l'érosion constitue une priorité. Cela implique la reforestation des berges et des versants avec des espèces locales pour stabiliser les sols (FAO 2021), la mise en place de

techniques d'agriculture de conservation, comme les cordons pierreux, le zaï ou les demi-lunes (FAO 2020 ; FAO 2015) et la création de bandes tampons végétalisées autour du bassin versant pour piéger les sédiments.

2. **Amélioration de l'occupation du sol**
   La conversion non contrôlée de la végétation en pâturage ou en agriculture extensive favorise l'érosion. Une planification de l'usage du sol fondée sur les cartes de sensibilité à l'érosion permettrait d'orienter les activités agricoles vers les zones les moins vulnérables (Lal 2001).

3. **Gestion hydrologique optimisée**
   La mise en place de petits bassins de rétention ou de seuils en amont pourrait réduire la vitesse des écoulements, limitant ainsi le transport de sédiments vers le barrage.

4. **Suivi continu par télédétection et terrain**
   — Renforcer le réseau d'observation in situ pour valider régulièrement les données issues des satellites.
   — Développer des systèmes d'alerte précoce basés sur les prévisions météorologiques et les indices satellitaires.
   — Explorer l'usage de modèles d'intelligence artificielle pour améliorer la précision des prédictions (W. Li, Fu et Yu 2020).

Bibliographie

(CTB), Coopération Technique Belge (2016). *Projet d'Appui aux Droits à l'Accès à l'Eau Potable et à l'Assainissement de la Ville de Fada N'Gourma (Region de l'Est) Burkina Faso*. Dossier Technique et Financier BKF 16 026 11. Accessed on February 17, 2025. Direction générale Coopération au développement et Aide Humanitaire (DGD). URL : https://www.diplomatie.be/oda/17412_PROGDESCR_20160602_3017793_Dossier_Technique_et_Financier_CTB.pdf.

Abaidi, Mabrouk (2022). "Evaluation De La Qualité Physico-chimique Des Eaux à L'aide d'indice De Qualité De l'eau (IQE)". Accessed March 3, 2025. Thèse de doct. Université d'El-Oued. URL : https://dspace.univ-eloued.dz/server/api/core/bitstreams/9b3409f3-2a5d-41a2-a248-a808c8372a45/content.

African Development Bank (s. d.). *Perspectives économiques au Burkina Faso*. Accessed March 3, 2025. URL : https://www.afdb.org/fr/countries/west-africa/burkina-faso/burkina-faso-economic-outlook.

Agence de l'Eau du Gourma (2021). *État des Lieux des Ressources en Eau de l'Espace de Compétence de l'Agence de l'Eau du Gourma*. Rapport final. Burkina Faso : Agence de l'Eau du Gourma. URL : https://ppl-ai-file-upload.s3.amazonaws.com/web/direct-files/43131897/bdca1a32-7d6a-4737-b2a4-23fd2acd914c/EDL-AEG_Version_Finale_2020.06.30.pdf.

Ali, A. M. et al. (2017). "Multivariate regression models for estimating water quality parameters using Landsat 8 and field data in the southern Caspian Sea". In : *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 57. Consulté le 9 juin 2025, p. 118-128. DOI : 10.1016/j.jag.2016.12.017. URL : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243416306423.

Amharref, M. et al. (2007). "Évaluation et cartographie de la vulnérabilité à la pollution des eaux souterraines : application à la plaine du Gharb (Maroc)". In : *Réseau* 20.2. Accessed March 3, 2025, p. 7-14. URL : https://www.erudit.org/fr/revues/rseau/2007-v20-n2-rseau1725/015812ar/.

Arora, Pooja (2017). *Physical, Chemical and Biological Characteristics of Water (e Content Module)*. Accessed March 3, 2025. URL : https://www.researchgate.net/publication/322419790_Physical_Chemical_and_Biological_Characteristics_of_Water_e_Content_Module.

Azad Hossain, A.K.M., Xiaobo Chao et Yafei Jia (2006). *Development of Remote Sensing based Index for estimating/mapping Suspended Sediment Concentration in River and Lake Environments*. Technical Report. The University of Mississippi.

Banque mondiale (2024). *Taux d'alphabétisation au Burkina Faso*. Consulté le 9 juin 2025. URL : https://donnees.banquemondiale.org/indicateur/SE.ADT.LITR.ZS?locations=BF.

Barka Foundation et Eau Vive Internationale (mars 2018). *Foire de l'Eau 2018 - Compte-rendu Congrès des acteurs de l'eau*. Compte-rendu de congrès. Thème : « Coopération entre acteurs de l'eau pour un impact durable ». Accessed on February 17, 2025. Fada N'Gourma, Burkina Faso : Fondation Barka en collaboration avec Initiative : Eau. URL : https://barkafoundation.org/wp-content/uploads/2018/10/Foire-de-lEau-2018-Compte-rendu-Congre%CC%80s-des-acteurs-de-lEau.pdf.

Benkhaled, Abdelhakim (2015). "Application des modèles ARIMA à la prévision des débits journaliers d'un bassin versant". Consulté le 9 juin 2025. Thèse de doct. Université Kasdi Merbah Ouargla. URL : https://dspace.univ-ouargla.dz/jspui/bitstream/123456789/10131/1/T1507.pdf.

Beutler, M et al. (2014). "APHA (2005), Standard Methods for the Examination of Water and Wastewater, Washington DC: American Public Health Association. Ahmad, SR, and DM Reynolds (1999), Monitoring of water quality using fluorescence technique: Prospect of on-line process control". In : *Dissolved Oxyg. Dyn. Model. Case Study A Subtrop. Shallow Lake* 217, p. 95.

Bid, S. et G. Siddique (2019). "Identification of seasonal variation of water turbidity using NDTI method in Panchet Hill Dam, India". In : *Modeling Earth Systems and Environment* 5, p. 1179-1200. DOI : 10.1007/s40808-019-00609-8.

Boeglin, Jean-Claude et Jean-Louis Roubaty (2007). "Pollution industrielle de l'eau - Caractérisation, classification, mesure". In : *Techniques de l'Ingénieur* G1210. Consulté le 9 juin 2025. URL : https://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/environnement-securite-th5/gestion-et-traitement-des-effluents-industriels-42438210/pollution-industrielle-de-l-eau-g1210/.

Bouchard, Andréanne (2013). "Étude du potentiel de l'imagerie historique Landsat pour l'estimation de la chlorophylle-a, de la turbidité et de la matière organique dissoute colorée du lac Saint-Pierre". Consulté le 9 juin 2025. Thèse de doct. Université du Québec à Trois-Rivières. URL : https://depot-e.uqtr.ca/id/eprint/7428/1/030796213.pdf.

Brown, Robert M et al. (1970). "An investigation of indexes for rating water quality". In : *STORET retrieval number 00029*.

Bunn, Stuart E. et Angela H. Arthington (2002). "Basic Principles and Ecological Consequences of Altered Flow Regimes for Aquatic Biodiversity". In : *Environmental Management* 30.4. Consulté le 9 juin 2025, p. 492-507. DOI : 10.1007/s00267-002-2737-0. URL : https://link.springer.com/article/10.1007/s00267-002-2737-0.

Burt, T. P. et J. T. Howden (1988). "Determining suspended sediment loads from turbidity records: Some effects of hysteresis and lag". In : *Hydrological Sciences Journal* 33.4. Consulté le 9 juin 2025, p. 485-496. DOI : 10.1080/02626667809491820. URL : https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/02626667809491820.

Canada, Santé (2024). *Aperçu des aspects microbiologiques de la qualité de l'eau potable*. Consulté le 9 juin 2025. URL : https://www.canada.ca/fr/sante-canada/services/sante-environnement-

milieu-travail/rapports-publications/qualite-eau/document-orientation-apercu-aspects-microbiologiques-qualite-eau-potable.html.

Carlson, R. E. (1977). "A trophic state index for lakes". In : *Limnology and Oceanography* 22, p. 361-369.

Chaudhry, Fahad Nazir et Muhammad Faisal Malik (2017). "Factors Affecting Water Pollution: A Review". In : *Journal of Ecosystem Ecography* 7.1. Accessed March 3, 2025, p. 225. doi : 10.4172/2157-7625.1000225. url : https://facultystaff.richmond.edu/~sabrash/110/Chem%20110%20Spring%202022%20Homework%20Articles/King_factors-affecting-water-pollution-a-review-2157-7625-1000225.pdf.

Contributors, Community (s. d.). *Extracting temperature values in Google Earth Engine*. Accessed March 3, 2025. url : https://gis.stackexchange.com/questions/407186/extracting-temperature-values-in-google-earth-engine.

Cozannet, Gonéri Le et al. (2021). "Suivi de la turbidité des rivières guyanaises par télédétection à partir des images Sentinel-2". In : RP-67008-FR. Consulté le 9 juin 2025. url : https://infoterre.brgm.fr/rapports/RP-67008-FR.pdf.

De Sousa, D. N. R. et al. (2021). "Water Quality Index as a Simple Indicator of Watershed Pollution". In : *Ecological Indicators* 129. Consulté le 9 juin 2025, p. 107869. doi : 10.1016/j.ecolind.2021.107869. url : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1470160X21006998.

Dekker, Arnold, Robert Vos et Stef Peters (2002). "Remote sensing as a tool for assessment and monitoring of water quality". In : *Hydrobiologia* 472, p. 195-201. doi : 10.1023/A:1016315415280.

Dewandel, Benoît et K. Subrahmanyam (2012). *Géostatistique: Concepts et applications*. Accessed March 3, 2025. IRD Editions. isbn : 978-2-7099-1743-4. url : https://books.google.be/books?hl=fr&lr=&id=CBf9DwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA3&ots=wzjWamg2sY&sig=Fi2HctdGGZ0zT1qzi8dHwKiCp_g&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false.

Dormann, Carsten F. et al. (2013). "Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance". In : *Ecography* 36.1, p. 27-46. doi : 10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x. url : https://misclibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x.

Du, J. et al. (2016). "Monitoring Water Quality Using Remote Sensing: NDSSI and Its Application to Suspended Sediment Estimation in Inland Waters". In : *Remote Sensing* 8.6, p. 462. doi : 10.3390/rs8060462.

Eissa, Yaser, Zahra Zareabadi et Reza Arjmandi (2017). "Assessment of water quality index (WQI) for groundwater using geographic information system (GIS)". In : *Iranian Journal of Energy and Environment* 8.4. Accessed March 3, 2025, p. 301-308. url : https://ijer.ut.ac.ir/article_257_af001340dfb2e2b44669d3106f9338b2.pdf.

Encyclopædia Universalis (s. d.). *Burkina Faso*. Accessed March 3, 2025. url : https://www.universalis.fr/encyclopedie/burkina-faso/.

Environnement, ALISE (2024). *Réalisation d'IBGN*. Consulté le 9 juin 2025. url : https://www.alise-environnement.fr/eau/realisation-ibgn/.

ENVIRONNEMENTALE, Centre de collaboration nationale en santé (2013). *Les indicateurs microbiens dans l'évaluation de l'eau potable*. Rapp. tech. Consulté le 9 juin 2025. CCNSE. URL : https://ccnse.ca/sites/default/files/Indicateurs_microbiens_janv_2013.pdf.

ESRI (s. d.). *River Turbidity Estimation Using Sentinel-2 Data*. Accessed March 3, 2025. URL : https://developers.arcgis.com/python/latest/samples/river-turbidity-estimation-using-sentinel2-data-/.

FALCONER, Ruth E et al. (2008). "Groundwater vulnerability assessment and mapping: a review". In : *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 363.1504. Accessed March 3, 2025, p. 2963-2981. DOI : 10.1098/rstb.2007.2176. URL : https://royalsocietypublishing.org/doi/epdf/10.1098/rstb.2007.2176.

FAO (2015). *Guide pour la conservation des ressources naturelles : aménagement des bassins versants, méthodes de lutte contre l'érosion, restauration des pentes et techniques de conservation des sols*. Consulté le 9 juin 2025. Rome : Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture.

— (2020). *Évaluation du programme pays de la FAO au Maroc 2017–2021 : gestion participative et intégrée des bassins versants pour la lutte contre l'érosion*. Consulté le 9 juin 2025. Rome : Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture. URL : https://www.fao.org/documents/card/en/c/CB2041FR/.

— (2021). *Contrôle de l'érosion et des inondations grâce à la gestion des bassins versants*. Consulté le 9 juin 2025. Rome : Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture. URL : https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/1fcf6527-d70a-423c-8483-a741bb1c3794/content.

FASO7 (2025). *Burkina Faso : Les résultats de l'Enquête Nationale sur l'Eau, l'Hygiène et l'Assainissement (ENEHA) dévoilés*. Consulté le 9 juin 2025. URL : https://faso7.com/2025/04/17/burkina-faso-les-resultats-de-lenquete-nationale-sur-leau-lhygiene-et-lassainissement-eneha-devoiles/.

FEDERAL JUDICIAL CENTER (s. d.). *What Is Water Quality?* Accessed March 2, 2025. URL : https://www.fjc.gov/content/376657/water-and-law-what-water-quality.

FIUZA BORGES, Elane, Camila SOUZA DOS ANJOS et Pablo SANTANA SANTOS (2011). *Detection of suspended sediments in Grande River and Ondas River – Bahia/Brazil*. Rapp. tech. Brazil : Federal University of Bahia, Institute of Environmental Sciences et Sustainable Development.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION (FAO) (s. d.). *Importance de l'agriculture dans l'économie du Burkina Faso*. Accessed March 3, 2025. URL : https://www.fao.org/4/x5238f/X5238F.htm.

GARBA, Zaharaddeen (juill. 2011). "Domestic Water Pollution among Local Communities in Nigeria —-Causes and Consequences". In : *European Journal of Scientific Research* 52, p. 592-603.

GHOLIZADEH, Mohammad Haji, Assefa M MELESSE et Lakshmi REDDI (2016). "Review of remote sensing applications for water quality monitoring in inland water bodies". In : *Remote Sensing* 8.7, p. 475.

GHOSH, Arnimesh et al. (2023). "Measurement of Total Dissolved Solids and Total Suspended Solids in Water Systems: A Review of the Issues, Conventional, and Remote Sensing Techniques". In :

Remote Sensing 15.14, p. 3534. DOI : 10.3390/rs15143534. URL : https://www.mdpi.com/2072-4292/15/14/3534.

GORDON, H.R. et M. WANG (1994). "Retrieval of water-leaving radiance and aerosol optical thickness over the oceans with SeaWiFS: A preliminary algorithm". In : *Applied Optics* 33, p. 443-452.

GORELICK, Noel, Matt HANCHER et al. (2017). "Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone". In : *Remote Sensing of Environment* 202, p. 18-27. DOI : 10.1016/j.rse.2017.06.031.

GORELICK, Noel, Michael HANCHER et al. (2017). "Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone". In : *Science* 315.5817, p. 1041-1045. DOI : 10.1126/science.aac9238.

GOURMA (AEG), Agence de l'Eau du (2020). *Rapport bilan de l'Agence de l'Eau du Gourma - 2020*. Rapp. tech. Consulté le 11 février 2025. Agence de l'Eau du Gourma. URL : https://eaugourma.bf/wp-content/uploads/2023/04/Rapport-bilan-AEG-2020.pdf.

GOUVERNEMENT DU BURKINA FASO (Juillet 2021). *Plan national de développement économique et social 2021-2025 (PNDES-II)*. Rapp. tech. Consulté le 3 mars 2025. Ouagadougou, Burkina Faso : Ministère de l'Économie, des Finances et du Développement. URL : https://www.finances.gov.bf/fileadmin/user_upload/storage/PNDES-II_Document_de_Strategie.pdf.

GOVERNMENT OF BRITISH COLUMBIA (s. d.). *Environmental Protection and Pesticides*. Accessed March 3, 2025. URL : https://www2.gov.bc.ca/assets/gov/farming-natural-resources-and-industry/agriculture-and-seafood/animal-and-crops/plant-health/environmental-protection-and-pesticides.pdf.

GOYER, R. A. (2004). "Toxic Effects of Metals". In : *Casarett and Doull's Toxicology: The Basic Science of Poisons* 6, p. 811-867.

GUERINEAU, Camille (2013). "Étude de la dynamique de la turbidité et des matières en suspension dans les hydrosystèmes fluviaux". Consulté le 9 juin 2025. Thèse de doct. Université de Bordeaux. URL : https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00995441.

GUPTA, Shalini et Rakesh KUMAR (2015). "Impacts of atmospheric pollutants on aquatic ecosystems". In : Accessed March 3, 2025. URL : https://www.researchgate.net/publication/287012316_Impacts_of_atmospheric_pollutants_on_aquatic_ecosystems.

GURNELL, Angela M. et Robert C. GRABOWSKI (2014). "The Hydrogeomorphology–Ecology Interface: Understanding the Controls on River Form and Function". In : *Freshwater Biology* 59.7. Consulté le 9 juin 2025, p. 1134-1156. DOI : 10.1111/fwb.12308. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/fwb.12308.

HAYWARD (s. d.). *Comprendre l'équilibre de l'eau*. Accessed March 3, 2025. URL : https://www.hayward.fr/article/j-entretiens-ma-piscine/comprendre-equilibre-eau.

HORTON, Robert E (1965). "Analysis of streamflow hydrographs". In : *American Geophysical Union*.

Indice d'eau par différence normalisée (NDWI) : comment ça marche ? (s. d.). Accessed March 3, 2025. URL : https://eos.com/fr/make-an-analysis/ndwi/.

INSTITUT NATIONAL DE LA STATISTIQUE ET DE LA DÉMOGRAPHIE (INSD) (nov. 2015). *Tableau de bord démographique*. Rapp. tech. Consulté le 3 mars 2025. Ouagadougou, Burkina Faso : Institut

national de la statistique et de la démographie. URL : https://www.insd.bf/sites/default/files/2023-11/Tableau%20de%20Bord%20Demographique%202015.pdf.

International Labour Organization (ILO) (s. d.). *Statistics and Databases*. Accessed March 3, 2025. URL : https://www.ilo.org/global/statistics-and-databases/lang--fr/index.htm.

IPCC (2022). *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Consulté le 9 juin 2025. Cambridge, UK et New York, NY, USA : Cambridge University Press. URL : https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/.

Ismail, Thamer et al. (2015). "River Water Quality Assessment Using Water Quality Index and Multivariate Statistical Techniques in Sungai Kelantan Basin, Malaysia". In : *Environmental Monitoring and Assessment* 187.10, p. 628. DOI : 10.1007/s12665-015-4628-3. URL : https://link.springer.com/article/10.1007/s40899-015-0014-7.

J. Weber E. M. Kehrer, S. J. Howard (2008). "Pesticides in Water: Implications for Environmental and Human Health". In : *Water Research* 42.19, p. 4995-5012. DOI : 10.1016/j.watres.2008.09.030.

J.C. Ritchie P.V. Zimba, J.H. Everitt (2003). "Remote Sensing Techniques to Assess Water Quality". In : *Photogrammetric Engineering Remote Sensing* 69.6, p. 695-704. DOI : 10.14358/PERS.69.6.695.

Jang, Woojin, Sanghoon Lee et Sanghoon Park (2021). "Application of multivariate regression models to estimate chlorophyll-a concentration using remote sensing data in a freshwater lake". In : *Environmental Monitoring and Assessment* 193.5, p. 1-14.

Johnston, Ron, Kelvyn Jones et David Manley (2017). "Confounding and collinearity in regression analysis: a cautionary tale and an alternative procedure, illustrated by studies of British voting behaviour". In : *Quality & Quantity* 51.4. Consulté le 9 juin 2025, p. 1959-1976. DOI : 10.1007/s11135-017-0584-6. URL : https://research-information.bris.ac.uk/files/164550946/Full_text_PDF_final_published_version_.pdf.

Jong Posthumus, Ewoud C. de (mars 2017). "Water Balance Modelling of the Tandjari Reservoir in Burkina Faso". For the degree of Master of Science in Water Science and Management. Master of Science Thesis. Utrecht University. URL : https://example.com.

Khan, Sadaqat et Paulin Coulibaly (2019). "Forecasting river water quality parameters using time series analysis and modeling approaches". In : *Journal of Hydrology* 573, p. 486-501.

Kumar, P. et R. P. Sharma (2005). "Evaluation of surface water quality using the IQE index in industrial areas". In : *Environmental Monitoring and Assessment* 110.1-3, p. 297-303. DOI : 10.1007/s10661-005-2675-3.

Kusari, Laura et Figene Ahmedi (2013). "The use of Turbidity and Total Suspended Solids Correlation for the Surface Water Quality Monitoring". In : *International Journal of Current Engineering and Technology* 3.4. Accessed March 3, 2025. URL : https://pdfs.semanticscholar.org/9f0d/be4230d3703dae6ac4c2d4014a2dc3daf80f.pdf.

L'Hydrologie, Association Française pour (2019). *La mesure de la transparence de l'eau au disque de Secchi*. Rapp. tech. Consulté le 9 juin 2025. AFHY. URL : https://www.afhy.fr/sites/afhy.fr/files/source-medias/JT2019/secchi.pdf.

Lacaux, J. P., A. Al Bitar et J. F. Roux (2007). "Monitoring of the water quality of inland waters by using MODIS and field data". In : *Proceedings of the IGARSS*, p. 3306-3309.

Lal, Rattan (2001). "Soil degradation by erosion". In : *Land Degradation & Development* 12.6, p. 519-539.

Li, Wenzhong, Haifeng Fu et Lei Yu (2020). "Deep learning for remote sensing image classification: A survey". In : *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery* 10.3, e1324.

Li, Zhanqing et al. (2013). "A review of current methodologies for regional evapotranspiration estimation from remotely sensed data". In : *Sensors* 13.5. Consulté le 9 juin 2025, p. 6024-6078. DOI : 10.3390/s130506024. URL : https://www.mdpi.com/1424-8220/13/5/6024.

Lillesand, Thomas M, Ralph W Kiefer et Jonathan W Chipman (2015). *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley & Sons.

Liphapang Raymond, Liphapang Raymond, Manohar U Kulkarni et John O Odiyo (2021). "A SYSTEMATIC REVIEW OF MICROBIOLOGICAL CONTAMINATION OF WATER RESOURCES BY PATHOGENIC BACTERIA". In : Accessed March 3, 2025. URL : https://www.researchgate.net/publication/354890093_A_SYSTEMATIC_REVIEW_OF_MICROBIOLOGICAL_CONTAMINATION_OF_WATER_RESOURCES_BY_PATHOGENIC_BACTERIA.

Mairie de Fada N'Gourma (s. d.). *Les potentialités de la commune*. Accessed March 3, 2025. URL : https://mairiedefadangourma.bf/les-potentialites-de-la-commune/.

Malavoi, Jean-René et Yves Souchon (1992). "Hydrologie et dynamique hydroécologique des cours d'eau". In : *Revue des sciences de l'eau / Journal of Water Science* 5.2. Consulté le 9 juin 2025, p. 247-261. DOI : 10.7202/705131ar. URL : https://www.erudit.org/fr/revues/rseau/1992-v5-n2-rseau3266/705131ar.pdf.

Matsuoka, Atsushi et al. (2013). "Estimating absorption coefficients of colored dissolved organic matter (CDOM) using ocean color remote sensing: An intercomparison of four algorithms". In : *Remote Sensing of Environment* 128. Consulté le 9 juin 2025, p. 234-247. DOI : 10.1016/j.rse.2012.10.002. URL : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425712004200.

McFeeters, Samuel K (1996). "The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features". In : *International Journal of Remote Sensing* 17.7, p. 1425-1432.

Mishra, Devesh R., Alan M. Carleton et Gordon Curtis (2012). "Measuring Surface Water From Space". In : *Eos, Transactions American Geophysical Union* 93.4, p. 37-38. DOI : 10.1029/2012EO040001.

Mishra, Sabyasachi et DR Mishra (2012). "Normalized Difference Chlorophyll Index: A novel model for remote estimation of chlorophyll-a concentration in turbid productive waters". In : *Remote Sensing of Environment* 117, p. 394-406. DOI : 10.1016/j.rse.2011.10.016.

NASA Earthdata. (2024). MODIS | NASA Earthdata. Consulté le 9 juin 2025, https://www.earthdata.nasa.gov/data/instruments/modis

NASA Earth Observatory. (2023). Remote sensing for water quality monitoring. Consulté le 9 juin 2025, https://earthobservatory.nasa.gov/features/RemoteSensingWater

OOSTVEEN, N. (2017, mai). Modelling soil erosion and reservoir sedimentation using USLE : Case study of the Tandjari Catchment in the Gourma Region, Burkina Faso (Bachelor of Science Thesis). Van Hall Larenstein University of Applied Sciences.

SENTIWIKI COPERNICUS. (2025). Sentinel-2 Mission. Consulté le 9 juin 2025, https://sentiwiki.copernicus.eu/web/s2-mission

UNITED NATIONS (2025). SDG 6 Data Portal. Retrieved March 2, 2025, https://www.sdg6data.org/en

UNITED NATIONS ENVIRONMENT PROGRAM. (2025). FAQs on water quality. Retrieved March 2, 2025, https://www.unep.org/explore-topics/water/world-water-quality-alliance-wwqa-partnersh
faqs-water-quality

WERELDWATERNET. (2019). Burkina Faso - L'Agence de l'Eau du Gourma : A Water Operator Partnership with l'Agence de l'Eau du Gourma to safeguard water reserves of Burkina Faso. Consulté le 17 février 2025,https://www.wereldwaternet.nl/en/finalised-projects/burkina-faso---lagence-de-le

WORLD HEALTH ORGANIZATION. (2017). Guidelines for drinking-water quality : Fourth edition incorporating the first and second addenda. World Health Organization. https://www.who.int/publications/i/item/9789241549950

Chapitre 7

Annexes

Annexe : Résumé statitstiques des données in situ

TABLE 7.1 – Résultats du test de Shapiro-Wilk par variable physico-chimique et type d'eau

Variable	**Type d'eau**	**n**	**Statistique W**	**p-value**
Turbidité	Eau Brute	269	0.689	5.6×10^{-22}
	Eau Décantée	270	0.954	1.5×10^{-7}
	Eau Traitée	271	0.947	2.3×10^{-8}
pH	Eau Brute	271	0.976	1.8×10^{-4}
	Eau Décantée	271	0.944	1.1×10^{-8}
	Eau Traitée	271	0.847	1.0×10^{-15}
Température	Eau Brute	271	0.950	5.3×10^{-8}
	Eau Décantée	271	0.966	4.4×10^{-6}
	Eau Traitée	271	0.956	2.8×10^{-7}
Chlorures (Cl)	Eau Brute	61	0.173	8.7×10^{-17}
	Eau Décantée	59	0.111	4.4×10^{-17}
	Eau Traitée	269	0.960	8.7×10^{-7}
Conductivité	Eau Brute	189	0.307	3.2×10^{-26}
	Eau Décantée	189	0.923	2.2×10^{-8}
	Eau Traitée	189	0.951	4.7×10^{-6}
TAC	Eau Brute	259	0.595	3.3×10^{-24}
	Eau Décantée	259	0.735	4.4×10^{-20}
	Eau Traitée	260	0.693	1.7×10^{-21}

TABLE 7.2 – Résultats du test de Kruskal-Wallis par variable physico-chimique et type d'eau.

Variable	**Statistique H**	**p-value**	**Différence significative ?**
Turbidite	640.17	< 0.0001	Oui
pH	375.68	< 0.0001	Oui
Température	0.16	0.925	Non
Cl	255.42	< 0.0001	Oui
Conductivité	229.17	< 0.0001	Oui
TAC	121.07	< 0.0001	Oui

TABLE 7.3 – Résumé statistique paramètres de l'eau brute

	Turbidite	pH	Temperature	Cl	Conductivite	TAC
count	269.000	271.000	271.000	61.000	189.000	259.000
mean	296.447	7.025	26.872	0.008	89.344	0.701
std	147.169	0.333	2.147	0.045	88.536	0.717
min	174.840	5.893	23.610	0.000	45.488	0.100
25%	211.000	6.805	25.400	0.000	58.000	0.400
50%	230.000	6.990	26.500	0.000	76.000	0.500
75%	312.000	7.300	28.100	0.000	96.000	0.620
max	916.400	7.767	32.590	0.250	748.120	3.829

Annexe : Corrélations entre la turbidité et les indices spectraux

Corrélations sans la valeur extrême

TABLE 7.5 – Corrélations entre la turbidité et les indices spectraux après suppression de l'outlier.

Indice	**Corrélation avec la turbidité**
Précipitation	0.938
NDCI	0.248
NDTI	0.051
NSMI	0.036
LST_Normalized	-0.117
CDOM_normalized	-0.135
NDWI	-0.252
NDSSI	-0.277

Ce tableau montre que, sans la valeur extrême, la précipitation est de loin le meilleur prédicteur de la turbidité. Les indices spectraux présentent des corrélations faibles à modérées.

Annexe : Régression linéaire NDTI-turbidité sans outlier

La régression linéaire entre la turbidité et le NDTI donne un R^2 très faible (0,0026), confirmant l'absence de relation linéaire significative après suppression de l'outlier. L'équation obtenue est :

$$\text{Turbidité} = 205.56 + 380.64 \times \text{NDTI} \tag{7.1}$$

TABLE 7.4 – Valeurs manquantes par variable pour l'eau brute

Variable	Valeur manquante
Turbidité	2
pH	0
Température	0
Cl	210
Conductivité électrique	82
TAC	12

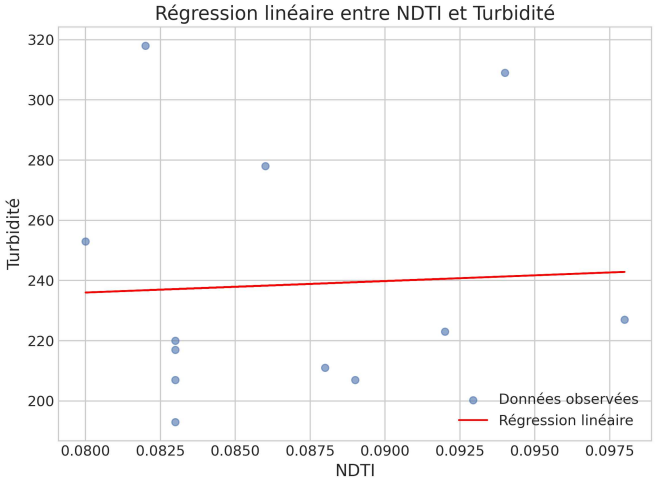


FIGURE 7.1 – Régression linéaire entre la turbidité in situ et l'indice NDTI sans outlier.

Annexe : Résultats de l'Analyse en Composantes Principales (ACP)

TABLE 7.6 – Matrice des composantes principales (ACP)

Variable	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7
NDSSI	-0.51	0.17	0.17	0.02	0.00	-0.83	-0.03
NSMI	0.31	0.51	-0.19	-0.36	-0.68	-0.14	0.02
NDCI	0.46	-0.34	-0.15	0.12	-0.02	-0.36	-0.71
NDWI	-0.46	0.34	0.13	-0.10	-0.03	0.40	-0.70
CDOM_norm.	-0.32	-0.51	0.09	0.28	-0.73	0.11	0.04
Précipitations	0.27	-0.09	0.92	-0.28	-0.06	0.00	-0.02
LST_norm.	-0.22	-0.46	-0.22	-0.83	0.07	-0.03	-0.01

Cette matrice présente la contribution de chaque variable aux axes principaux de l'ACP. PC1 et PC2 expliquent la majeure partie de la variance des données.

Annexe : Prévision du NDTI

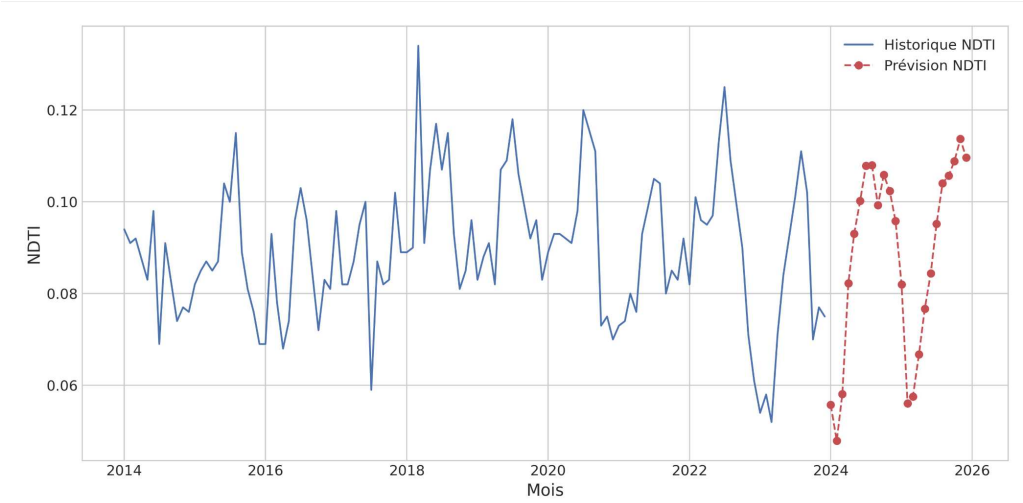


FIGURE 7.2 – Prévisions du NDTI

La figure ci-dessus illustre la prévision de l'évolution du NDTI sur la période étudiée, obtenue par le modèle temporel.

Contribution de la télédétection pour le suivi de la qualité physico-chimique des eaux de surface dans l'espace de compétence de l'Agence de l'Eau du Gourma au Burkina Faso.

Maryam Sylla

Dans un contexte sahélien marqué par la variabilité climatique, l'érosion des sols et la pression anthropique, la qualité de l'eau des retenues de surface constitue un enjeu stratégique pour la sécurité hydrique. Ce mémoire s'est penché sur le cas du barrage de Tandjari, à l'est du Burkina Faso, en évaluant l'apport des technologies de télédétection et des SIG pour le suivi spatio-temporel de la qualité physico-chimique de l'eau.

L'analyse croisée de données Sentinel-2 et Landsat (2014–2024) avec des mesures in situ (2019) a permis de cartographier la dynamique saisonnière et interannuelle de plusieurs indicateurs clés de qualité de l'eau. Des zones récurrentes de forte turbidité (NDTI), de concentration en sédiments (NDSSI) et en matières en suspension (NSMI) ont été identifiées en amont du bassin durant la saison des pluies. À l'inverse, les séries temporelles révèlent qu'un haut niveau d'eau (NDWI) est souvent associé à une turbidité plus faible, par dilution ou décantation.

L'indice NDTI s'est imposé comme le meilleur proxy satellitaire de la turbidité (r = 0.69). Une modélisation quadratique ($R^2 = 0.85$) a permis de lier NDTI et turbidité, bien que cette relation soit influencée par des valeurs extrêmes. Une régression linéaire multivariée a ensuite permis d'évaluer l'effet propre de plusieurs indices spectraux et des précipitations sur la turbidité. Enfin, pour pallier l'absence de séries in situ continues, un modèle Auto-ARIMA a été appliqué afin de modéliser les dynamiques temporelles du NDTI, puis d'estimer la turbidité jusqu'en 2026..

Ce travail montre que la télédétection constitue une alternative crédible au suivi in situ, notamment dans des contextes à ressources limitées. Il souligne aussi la complexité des relations entre variables optiques et processus hydrologiques (colinéarité, antagonismes, effets différés), et pose les bases d'un outil de suivi opérationnel pour l'Agence de l'Eau du Gourma.

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN

Faculté des bioingénieurs

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