

Dynamique spatio-temporelle du couvert forestier dans le bassin de la rivière Kara au Nord Togo (Afrique de l'Ouest)

Atsu K. Dogbeda Hlovor

Kossi Adjonou

Kossi Segla

Katché Komlanvi Akoete

Kouami Kokou

Université de Lomé, Faculté Des Sciences, Département de Botanique,
Laboratoire de Recherche Forestière, Togo

[Doi: 10.19044/esipreprint.10.2024.p312](https://doi.org/10.19044/esipreprint.10.2024.p312)

Approved: 17 October 2024

Posted: 19 October 2024

Copyright 2024 Author(s)

Under Creative Commons CC-BY 4.0

OPEN ACCESS

Cite As:

Hlovor, A. K. D., Adjonou, K., Segla, K., Akoete, K. K., & Kokou, K. (2024). *Dynamique spatio-temporelle du couvert forestier dans le bassin de la rivière Kara au Nord Togo (Afrique de l'Ouest)*. ESI Preprints. <https://doi.org/10.19044/esipreprint.10.2024.p312>

Résumé

Cette étude examine l'évolution de l'occupation des sols dans le bassin de la Kara sur 50 ans, de 1972 à 2021, en utilisant des images Landsat. Ce bassin, affecté par l'augmentation de la population, subit des changements notables au niveau de son couvert forestier. L'objectif est d'évaluer la dynamique à travers l'analyse de données de télédétection. Les étapes incluent la cartographie de l'occupation du sol pour les années 1972, 1987, 2005 et 2021, ainsi qu'une prédiction pour 2050 basée sur un scénario tendanciel. Le VHI a été calculé pour suivre la santé de la végétation et sa corrélation avec les paramètres météorologiques. Les résultats montrent une diminution significative des forêts de 1972 à 2005, suivie d'une légère augmentation jusqu'en 2021, indiquant une tendance positive vers la conservation. Cependant, la conversion des savanes en terres agricoles est préoccupante, avec une dégradation rapide de 9,22 % entre 2005 et 2021. L'analyse de la matrice de Markov a permis d'évaluer les probabilités de transition entre les classes d'occupation du sol pour la période 2021-2050, révélant une tendance à une conversion des savanes en forêts. L'analyse de l'indice VHI montre une variabilité interannuelle de la santé de la végétation, avec des conditions humides et sèches alternant entre 1972 et 2005, et une

variabilité réduite entre 2005 et 2021. Ces résultats fournissent des bases pour comprendre et anticiper l'évolution des paysages face aux migrations des populations et au développement agricole.

Mots clés : Bassin de la rivière Kara, Ecosystème forestier, Prédiction, Matrice de Markov, Variabilité interannuelle, l'indice VHI

Spatio-Temporal Dynamics of Forest Cover in the Kara River Basin in Northern Togo (West Africa)

Atsu K. Dogbeda Hlovor

Kossi Adjonou

Kossi Segla

Katché Komlanvi Akoete

Kouami Kokou

Université de Lomé, Faculté Des Sciences, Département de Botanique,
Laboratoire de Recherche Forestière, Togo

Abstract

This study examines land use changes in the Kara basin over a 50-year period, from 1972 to 2021, using Landsat imagery. This basin, impacted by population growth, is experiencing notable changes in its forest cover. The aim is to assess this dynamic through remote sensing data analysis. The steps include mapping land use for the years 1972, 1987, 2005, and 2021, as well as making a prediction for 2050 based on a trend scenario. The Vegetation Health Index (VHI) was calculated to track vegetation health and its correlation with meteorological parameters. The results show a significant decrease in forests from 1972 to 2005, followed by a slight increase until 2021, indicating a positive trend towards conservation. However, the conversion of savannas to agricultural land is concerning, with a rapid degradation of 9.22% between 2005 and 2021. The Markov matrix analysis assessed the probabilities of transition between land use classes for the period 2021-2050, revealing a trend towards the conversion of savannas into forests. The VHI analysis indicates interannual variability in vegetation health, with alternating wet and dry conditions between 1972 and 2005, and reduced variability between 2005 and 2021. These results provide a foundation for understanding and anticipating the evolution of landscapes in response to population migrations and agricultural development.

Keywords: Kara River Basin, Forest ecosystem, Prediction, Markov matrix, Variability Interannual variability, VHI index (Vegetation Health Index)

I. Introduction

La sauvegarde de l'environnement exige une intégration de ses ressources naturelles dans l'aménagement du territoire (Agbanou, 2018). De nos jours, ces dernières subissent une exploitation accrue dont l'agriculture reste le principal facteur de pression influençant considérablement la biodiversité (Aurélié et Aude, 2015). En effet, la baisse des rendements agricoles, l'impossibilité de faire fonctionner les mécanismes traditionnels de gestion du risque et l'incertitude fragilisent les systèmes de culture et induisent des stratégies de court terme qui sont souvent dommageables à l'environnement (Roudier, 2012). Dans le but de conquérir d'autres terres nouvelles, les réserves foncières, de nouvelles espaces sont prises d'assaut par l'extension des cultures, en raison du caractère aléatoire des pluies et de leur diminution, ainsi que de l'absence d'alternative sur le plan de la modernisation et de l'intensification durable des systèmes productifs. Cette intensification agricole a conduit à une simplification et une fragilisation et destruction des écosystèmes, avec des impacts négatifs sur la biodiversité et les services écosystémiques (Ellis et al., 2020 ;Erb et al., 2017).

Au Togo, les changements les plus spectaculaires dans l'utilisation des terres sont observés dans les régions situées au nord du pays, notamment dans les écorégions de savanes sèches et la plaine de l'Oti (MERF, 2018). Ces transformations entraînent des pressions croissantes sur les écosystèmes naturels, comme le cas du bassin de la Kara, qui subit également les impacts de ces évolutions. L'agriculture demeure responsable de ces répercussions directes sur l'occupation du sol et la configuration du paysage. En effet, le développement des cultures vivrières associé aux cultures de rentes ont contribué à la dégradation des écosystèmes par l'action de l'agriculture extensive. À cela s'ajoutent également les pratiques telles que le surpâturage et les feux de brousse. La défaillance dans la gestion efficiente des systèmes agricoles constitue alors une contrainte majeure pour la conservation de la biodiversité et l'équilibre écologique des écosystèmes tropicaux (Atakpama et al., 2019).

Dans la nouvelle dynamique d'installation d'une agropole dans le bassin de la Kara, il est essentiel de s'interroger sur la traduction spatiale des dynamiques écosystémiques afin de mieux gérer ces écosystèmes naturels. Quelle est l'ampleur de cette dynamique à ce jour ?il convient d'analyser en se servant de la télédétection, la dynamique de l'occupation du sol et l'évolution des espaces forestiers afin de caractériser la variation du couvert végétal dans le bassin. D'autre part, il est crucial d'explorer comment les variations climatiques, telles que les changements de température et de précipitations, affectent ces dynamiques. Les études montrent que les écosystèmes forestiers sont particulièrement sensibles aux fluctuations climatiques, ce qui peut entraîner des modifications significatives de la

biodiversité et de la résilience des habitats. Il est prouvé que les périodes prolongées de sécheresse ou des événements climatiques extrêmes peuvent exacerber les pressions déjà existantes sur les ressources naturelles, entraînant une dégradation accrue des forêts. En somme, cette double approche l'analyse historique du couvert forestier et l'évaluation des impacts climatiques est indispensable pour élaborer des stratégies de gestion durable. Cela permettra non seulement de préserver l'écosystème du bassin de la Kara mais aussi d'améliorer la qualité de vie des populations locales qui en dépendent.

Cette étude a pour objectif de contribuer à l'amélioration des connaissances sur la dynamique forestière dans le bassin de la Kara en vue de mieux orienter les stratégies et politiques de gestion forestière du pays dans la mise en place des pôles de croissance agricole. De manière spécifique, les objectifs de cette étude sont les suivants : d'une part, analyser la dynamique spatio-temporelle du couvert forestier dans le bassin de la Kara au cours des cinquante dernières années, et d'autre part, évaluer l'impact des variations et des changements climatiques sur cet écosystème.

II - Matériel et méthodes

II-1. Zone d'étude

L'étude se concentre sur le bassin de la rivière Kara (5287 km²), un sous-bassin versant du bassin de l'Oti (75 859 km²), qui appartient lui-même au bassin de la Volta (398 390 km²) bassin de la Volta (398 390 km²) situé en Afrique de l'Ouest. Le bassin de la rivière Kara est un bassin transfrontalier situé dans le Togo et du Bénin. Il est situé entre les longitudes 0°30' et 1°38'E et les latitudes 9°15' et 10°01'N (Figure 1).

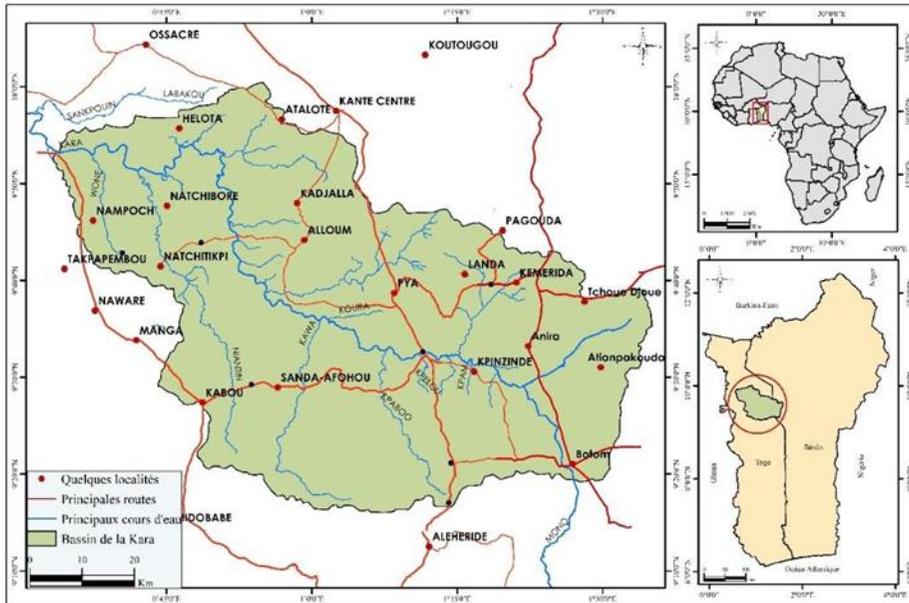


Figure 1 : Situation géographique du bassin de la Kara

Le climat est de type tropical avec deux saisons : une saison des pluies d'avril à octobre avec de fortes variations de précipitations et une saison sèche pour le reste de l'année. Les précipitations sont régies par la dynamique de la mousson ouest-africaine et sont estimées en moyenne à 1320 mm par an avec une déviation standard écart-type de 206 mm et un coefficient de variation de 0,16. La température annuelle moyenne est de 27,3°C, avec un écart-type de 0,5°C et un coefficient de variation de 0,02. La géologie comprend des formations Néoprotérozoïque à Paléozoïque, des unités de Buem, Atakora et gneiss-migmatite, et des unités basiques et ultramodernes et des massifs basiques et ultrabasiques (Tairou et al. 2012). Les sols de l'ensemble du bassin versant comprennent les ferralsols, acrisols ou lixisols correspondant à des sols ferrugineux tropicaux lessivé. Le terrain comprend des collines, dont l'altitude maximale atteint 782 m à Lama-Kouméa, des dépressions, des plaines plates, des plaines et des plateaux. La population estimée dans le bassin de la Kara s'élève à 460 000 habitants sur la base des résultats des derniers recensements de la population au Togo (RGPH, 2020).

II-2. Méthode

II-2-1. Données satellites

- *Image de la mission Landsat Level 2*

Les données Landsat de résolution spatiale et spectrale complète (résolution 30 x 30 m) de la fin de la période sèches (Jan – Fév) et avec une

couverture nuageuse inférieure à 10 % ont été téléchargées à partir du portail du « Center for Earth Resources Observation and Science (EROS) of U.S. Geological Survey (USGS) » (<https://earthexplorer.usgs.gov/>). Les produits de Level-2 (Surface reflectance), des satellites Landsat ont été choisis pour obtenir des données géométriques et radiométriques corrigées (Tableau 1). En effet, selon (Gutman et al, 2005), ces données ont des qualités radiométriques et géométriques satisfaisantes pour effectuer des analyses de changement d'affectation des terres et en particulier l'analyse historique de l'évolution du couvert forestier.

Tableau 1 : Base de données d'images Landsat utilisée pour l'analyse de l'évolution des écosystèmes forestiers entre 1972 et 2021

Année	Date d'acquisition	Capteur
2021	04/01/2021	L8 / OLI
2019	16/02/2019	L8 / OLI
2018	12/01/2018	L8 / OLI
2017	25/01/2017	L8 / OLI
2015	04/01/2015	L8 / OLI
2013	23/02/2013	L7 / ETM+ (SLC-off)
2012	04/01/2012	L7 / ETM+ (SLC-off)
2011	02/02/2011	L7 / ETM+ (SLC-off)
2010	30/01/2010	L7 / ETM+ (SLC-off)
2009	27/01/2009	L7 / ETM+ (SLC-off)
2008	25/01/2008	L7 / ETM+ (SLC-off)
2007	22/01/2007	L7 / ETM+ (SLC-off)
2005	01/02/2005	L7 / ETM+ (SLC-off)
2002	09/02/2002	L7 / ETM+
2000	04/02/2000	L7 / ETM+
1991	10/01/1991	L4 / TM
1987	23/01/1987	L5 / TM
1972	10/11/1972	LM01/CO2/T2

- **Données climatiques**

Les données climatiques de la zone d'étude sur toute la période considérée ont été téléchargées sur le Climate Change Knowledge Portal (CCKP) de la Banque mondiale. Il s'agit notamment des données de précipitations moyennes et de températures moyennes, disponibles. Toutes ces données sont librement accessibles et téléchargeables sur le portail, qui vise à renforcer les connaissances et les capacités en matière d'adaptation au changement climatique.

II-2-2. Données d'analyse

Des données précises sur les placettes d'entraînement sont essentielles pour la classification avec l'algorithme « Random forest ». L'échantillonnage des parcelles d'entraînement a été fait sur le terrain. La taille des placettes d'entraînement est dans plus ou moins inférieur au pixel

de Landsat (30mx30m). Sept classes ont été retenues (Forêt dense, Forêt claire/ Savane boisée, Plantation, Savane arboré/arbustive, Culture/jachère, Eau, Agglomération). Au total, 520 parcelles ont été définies et réparties sur l'ensemble de la zone d'étude.

Voici la description des classes d'occupation :

- **Forêt**

Elle comprend les galeries forestières, les forêts denses sèches et forêts claires, les agroforêts, les plantations forestières.

- **Savanes**

Cette classe est constituée essentiellement de la savane arbustive et arborée. Elle est généralement caractérisée par une végétation riche en karité, néré, tamarinier et acacia.

- **Cultures et jachères**

Cette classe regroupe des cultures vivrières comme celle de maïs, soja, le sorgho etc.... Les jachères sont composées quant à elles des espaces cultivées des années précédentes et laissées au repos pour quelques années.

- **Agglomération et sols nus**

Il s'agit des terres sans végétation ou à faible couverture végétale. Elles regroupent les sols nus, les affleurements rocheux, les routes, les constructions, les infrastructures.

- **Eau**

Il s'agit des rivières, des barrages et des mares qui peuvent être temporaires.

II-2-3. Analyse de la dynamique spatio-temporelle du couvert forestier

Les images Landsat ont été retenues pour l'analyse des données. Pour les besoins de la classification, il a été nécessaire d'établir une référence qui définit comment les types d'occupation du sol cible se présentent sur les images. Ainsi, une définition des points de références (les classes d'occupation) a été faite sur la base des images de très haute résolution disponible dans Google Earth pour l'année 2021.

a. Prétraitement des données

Le prétraitement facilite l'interprétation des images en vue d'une meilleure extraction de l'information géographique. Ce prétraitement se résume à la correction radiométrique et à la correction géométrique.

b. Analyse de la dynamique de l'occupation du sol

- **Cartographie de l'occupation du sol**

Il a été question de classer les images Landsat afin de cartographier les occupations du sol des années 1972, 1987, 2005 et 2021. La classification a été faite sur la base seulement des parcelles d'entraînement

pour lesquelles le type d'occupation du sol cible est vérifié à chaque fois pour les 4 années choisies. L'algorithme Random Forest (RF), développé par (Breiman, 2001), est choisi pour ses bonnes capacités de prédiction de l'utilisation des sols (Gislason, et al.,2006) dans le cas de l'analyse temporelle (Schneider 2012). Plusieurs auteurs ont montré que les classifications de couverture du sol avec RF surpassent les classifications avec d'autres types d'algorithmes tels que la classification par maximum de vraisemblance (Gislason, et al.,2006). RF fournit un algorithme pour estimer les valeurs manquantes et la flexibilité pour effectuer plusieurs types d'analyse de données, y compris la régression, la classification, l'analyse de survie et l'apprentissage non supervisé (Grinand et al. 2013). Il s'agit d'un algorithme de classification supervisée non paramétrique qui combine l'algorithme de l'arbre décisionnel et une technique d'agrégation. Il est présent dans le package "RandomForest" du logiciel « OTB ». L'algorithme sélectionne au hasard un échantillon d'observation et un échantillon de variables plusieurs fois pour produire un grand nombre de petits arbres de classification. Ces petits arbres sont ensuite regroupés et une règle de vote majoritaire est appliquée pour déterminer la catégorie finale (Breiman 2001).

Afin d'améliorer la discrimination des classes étudiées, plusieurs indices dérivés des canaux primaires des images satellitaires ont été calculés en plus des variables radiométriques, notamment l'indice de végétation normalisé (NDVI), l'indice de végétation amélioré (EVI), l'indice de différence d'humidité normalisé (NDWI) (Rouse et al. 1974). Les indices ont fait parties du traitement pour optimiser la discrimination des classes. En effet, des auteurs soulignent que l'utilisation des indices tels que NDVI et EVI est essentielle dans la classification des images satellitaires (Kouassi et al., 2018). À travers leurs études, ils montrent qu'en intégrant ces indices, il est possible d'améliorer la précision de la classification des différents types d'occupation du sol. Cette amélioration tient compte des variations de densité de végétation et des caractéristiques des surfaces étudiées, ce qui contribue à une meilleure compréhension des dynamiques environnementales. De plus, des travaux antérieurs (Ross, 1993 ; Leo et al., 1984) confirment que l'application de ces indices permet une discrimination plus fine entre les classes d'occupation du sol, renforçant ainsi l'efficacité des analyses environnementales.

Indices utilisés pour améliorer la classification :

✓ *NDVI*

L'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) quantifie la végétation en mesurant la différence entre le proche infrarouge (que la végétation réfléchit fortement) et la lumière rouge (que la végétation absorbe). Le NDVI utilise le proche infrarouge (NIR) et les canaux rouges dans sa formule.

$$NDVI = (NIR - Rouge) \div (NIR + Rouge)$$

Il varie de -1 à +1 mais il n'y a pas de frontière distincte pour chaque type de couverture terrestre. Par exemple, lorsque des valeurs négatives sont obtenues, il est fort probable que ce soit de l'eau. D'un autre côté, une valeur NDVI proche de +1 est obtenue, il y a de fortes chances que ce soit des feuilles vertes denses. Mais lorsque NDVI est proche de zéro, il n'y a pas de feuilles vertes et il pourrait même s'agir d'une zone urbanisée.

✓ *EVI*

Dans les zones de couvert dense où l'indice de surface foliaire (LAI) est élevé, les valeurs NDVI peuvent être améliorées en exploitant les informations dans la longueur d'onde bleue. Les informations dans cette partie du spectre peuvent aider à corriger les signaux de fond du sol et les influences atmosphériques. L'indice de végétation amélioré (EVI) est un indice de végétation " optimisé " conçu pour améliorer le signal de végétation avec une sensibilité améliorée dans les régions à forte biomasse et un meilleur suivi de la végétation grâce à un découplage du signal de fond de la canopée et une réduction des influences de l'atmosphère.

EVI est calculé selon cette équation :

$$EVI = (2,5 \times (NIR - Rouge)) \div (NIR + 6 \times Rouge - 7.5 \times Bleu + 1)$$

✓ *NDWI*

Le NDWI est un indicateur basé sur la télédétection sensible au changement de la teneur en eau des feuilles (Gao, 1996). Elle est utilisée pour mettre la différence entre les forêts continentales et la mangrove. Sa formule est la suivante : $NDWI = (NIR - SWIR) \div (NIR + SWIR)$

- **Évaluation de la précision**

Une évaluation de la qualité des classifications est effectuée en calculant la matrice de confusion (Sari et al., 2021) et le coefficient de Kappa (K) exprimé comme la probabilité d'une classification correcte (Hansen et al., 2012). Le coefficient de Kappa (K), développé par Cohen (De Sherbinin et al., 2007) est une mesure statistique puissante et largement utilisée pour évaluer la concordance entre les variables d'une grille à l'autre (Alam et al., 2020).

- **Détection des changements**

Les cartes issues des résultats de la classification des images ont été comparées à l'aide d'une matrice de changement dans les logiciels Orfeo ToolBox (version 8.1.2) et QGIS (version 3.30) afin d'obtenir les changements dans les différentes classes pour les différentes périodes considérées dans cette étude (Munsi et al., 2009). En outre, les résultats de la distribution des occupations ont été utilisés pour calculer les tendances de la

dynamique des occupations, les changements nets, le pourcentage de changement et le taux d'évolution entre les années 1972 et 2021, 2005 et 2021 ainsi que 1991 et 2005.

Pour calculer le pourcentage de changement, les couvertures initiales et finales de l'occupation ont été comparées à l'aide de l'équation suivante :

$$\text{Taux de variation (\%)} = \frac{(\text{Superficie UTC actuelle} - \text{Superficie UTC antérieure})}{(\text{Superficie UTC antérieure})} \times 100$$

Pour obtenir le taux de variation annuel pour chaque type d'UTC, le taux de variation de la dernière année a été soustrait de celui de l'année initiale, puis divisé par le nombre total d'années à l'aide de l'équation suivante :

$$\text{Taux de variation annuel} = \frac{(\text{année finale} - \text{année initiale})}{(\text{nombre total d'années})}$$

Une matrice de changement post-classification a ensuite été utilisée pour analyser ces changements. Cette technique de détection des changements post-classification fournit des informations importantes sur la distribution spatiale de l'occupation du sol. Une matrice de conversion des terres a été générée à partir des images classifiées de 2005, 2012, et 2022.

- ***Simulation de l'occupation du sol en 2050***

LCM est un modèle générique conçu pour la simulation des changements d'occupation et d'usage des sols (Eastman, 2009). Il a été initialement conçu pour gérer les impacts sur la biodiversité, analyser et prévoir l'utilisation des terres et les changements de couverture terrestre. LCM évalue les changements de couverture terrestre entre deux dates T1 (initiale) et T2 (final). Il calcule les modifications et affiche les résultats sous forme statistique et cartographique. Il prédit le couvert forestier futur sur la base de potentiel de transition relative (Figure 2).

Ce modèle est constitué de trois étapes majeures : l'entrée de données, les traitements (modules), la validation et les résultats de prédiction. Les variables utilisées dans le modèle d'entrée sont constituées de « distance par rapport aux habitations », « distance par rapport aux cours d'eau » et « distance par rapport aux routes ». La prédiction des changements d'occupation de sol dans la modélisation LCM se base sur le changement historique de la date T1 à la date T2 des cartes d'occupation du sol pour projeter les scénarios futurs. Les changements identifiés sont la transition d'un état d'occupation du sol à un autre. La procédure d'allocation spatiale des changements d'occupation du sol se fait par affectation multi-objectif (MOLA), qui se couple à l'estimation de la quantité de changement effectuée par des chaînes de Markov. La deuxième étape dans le processus de prédiction est la modélisation du potentiel de transition, où des classes potentielles à se convertir en d'autres classes sont identifiées.

Ces cartes de potentiel de transition sont organisées dans un sous-modèle de transition évalué à l'aide des chaînes de Markov. Les transitions sont modélisées à l'aide d'un réseau neuronal de perception multicouches (MLP). Les transitions potentielles sont retenues lorsque le taux de précision est supérieur à 70%. Une fois calibré, le modèle est utilisé pour prédire les scénarios futurs. Dans sa forme la plus simple, le modèle détermine comment les variables influencent les changements futurs, quelle variation a eu lieu entre les dates T1 et T2, puis calcule les transitions potentielles à venir. La matrice de probabilités de transition affiche la probabilité que chaque formation du sol se transforme en une autre catégorie. Les matrices de probabilités fournissent le potentiel de changement de chaque formation sans répartition spatiale.

Dans le cadre de cette étude, le scénario tendanciel ou scénario Business As Usual a été élaborés pour prédire l'évolution de l'occupation du sol. Ce scénario part de l'hypothèse de l'absence de nouvelles politiques économiques ou environnementales. En effet, ce scénario tendanciel ou BAU qui prolonge les tendances actuelles dans le futur est largement utilisé et recommandé par les auteurs pour prédire l'évolution future de l'occupation du sol, en l'absence de nouvelles politiques ou mesures de gestion (Faty ,2021 ; Ylang Chevaleraud et al.,2012 ; Braud et al.,2011). C'est un scénario dans lequel les changements futurs des surfaces forestières suivent les tendances observées antérieurement. Il s'appuie sur les données socio-économiques passées et récentes (1972-2021) notamment les activités agricoles, et les efforts de conservation récentes des ressources forestières.

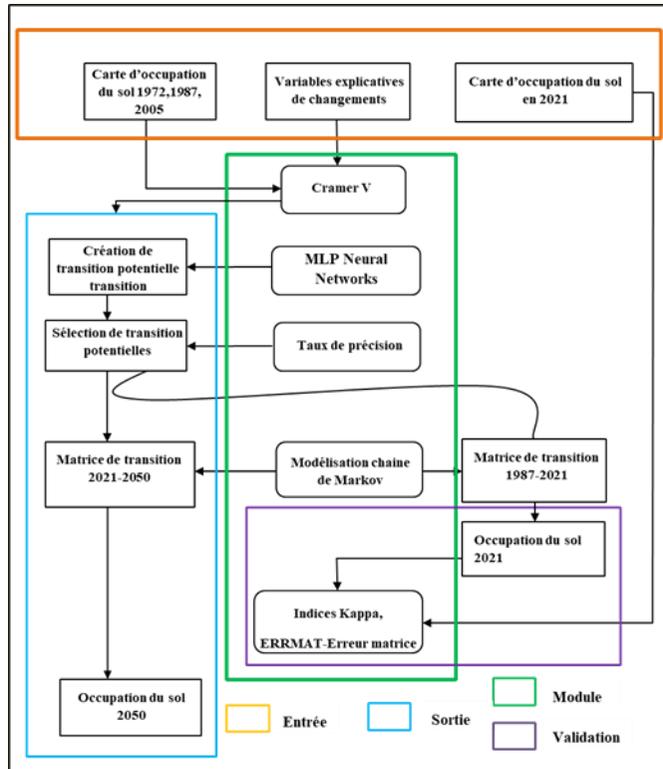


Figure 2 : Modèle de prédiction de l'occupation du sol de 2050

II-2-3. Evaluer l'impact des variations et des changements climatiques sur cet écosystème

Cette approche consiste, d'une part, à utiliser les paramètres biophysiques NDVI et LST extraits des séries temporelles mensuelles du produit Landsat pour calculer l'indice de sécheresse, également connu sous le nom d'indice de santé de la végétation (VHI), et d'autre part, à croiser ces résultats avec des données climatiques. Le VIHI est un indice qui combine l'information fournie à la fois par l'indice de condition de la végétation VCI et celle de l'indice de condition thermique de la végétation TCI. Il a été choisi dans cette étude parce que des études comme celles de Rhee et al (2010), Bijaber et Rouchdi. (2017), ont montré qu'il convient mieux aux zones tropicales pour décrire les conditions de la sécheresse. Pour Karnieli et al. (2006), le VHI était applicable uniquement dans les zones arides et semi-arides et dans les régions climatiques subhumides où l'eau est le principal facteur influençant la croissance de la végétation. C'est dans ce sens que malgré le développement des nouveaux indices pour la surveillance de la sécheresse intégrant à l'heure actuelle une dizaine des variables, le VHI reste toujours d'usage comme un des meilleurs indices pour le suivi de la

sécheresse particulièrement agricole (Bijaber et Rochdi, 2017 ; Zhong et al., 2019).

Le modèle VHI est calculé à partir de la combinaison des informations fournies par VCI et TCI de ce fait l'indice informe sur la disponibilité de l'humidité et des conditions thermiques de la végétation. Nombreuses sont les études qui ont signalé que la combinaison de VCI et de TCI offre des résultats satisfaisants pour la détection de la sécheresse, l'évaluation des conditions météorologiques, l'impact et ou l'évaluation de l'état de la végétation.

Il est calculé par l'équation suivante : $VHI = a \times VCI + (1 - a) \times TCI$

Dans cette étude, le même poids a été attribué à la composante humidité VCI et la composante thermique TCI en raison d'un manque d'informations plus précises sur l'influence du VCI et du TCI sur le VHI (Karnieli et al., 2006). La classification de VHI de Kogan, (2002) a été considérée dans cette étude (Tableau 2) pour caractériser l'état de la sécheresse dans le bassin de la Kara.

Tableau 2: Classification de l'indice de santé de la végétation selon Kogan, (2002)

Seuils de VHI	Indication
VHI < 10	Sécheresse extrême
10 < VHI < 20	Sécheresse sévère
20 < VHI < 30	Sécheresse modérée
30 < VHI < 40	Sécheresse légère
40 < VHI	Pas de sécheresse

- **VCI**

Les anomalies des conditions de la végétation ont été déterminées à partir des valeurs des séries chronologiques des données NDVI pour la période allant de 2003-2018. Le NDVI mensuelles et annuelles ont été calculé. L'anomalie de NDVI a été générée sur la base de la déviation par rapport aux valeurs max et min enregistrées sur la période considérée (VCI).

$$VCI(i) = NDVI(i) - NDVI(\text{min}) \div NDVI(\text{max}) - NDVI(\text{min})$$

Avec NDVI (i) : le NDVI de la période étudiée, NDVI Min, NDVI minimum de la période étudiée et NDVI Max, NDVI maximum de la période étudiée.

- **TCI**

L'intégration du LST dans la surveillance de la sécheresse est utile car elle fournit des informations permettant de mieux caractériser et surveiller la sécheresse (Sruthi et Aslam, 2015). Elle est également un indicateur d'alerte précoce pouvant renseigner sur le début du stress hydrique de la végétation (Bijaber et Kochdi, 2017). Le principe du calcul de l'indice TCI est le même que celui du VCI mais sa formulation a été modifiée pour tenir compte de la réponse de la végétation à la température.

$$TCI(i) = TCI(\text{max}) - TCI(\text{min}) \div TCI(\text{max}) - TCI(\text{min})$$

Avec TCI (i) le TCI de la période étudiée, TCI Min, TCI minimum de la période étudiée et TCI Max TCI maximum de la période étudiée. Un TCI proche de zéro en milieu de saison végétative indique des conditions défavorables au développement des cultures donc un début du stress hydrique de la végétation. Le TCI considère qu'une température élevée a tendance à causer une détérioration (sécheresse) pendant la période de croissance végétative, alors que les températures basses sont plus favorables au développement de la végétation (Gidey et al,2016).

L'analyse des données climatiques, comprenant les précipitations et les températures, a été réalisée afin de comprendre les tendances environnementales et leur impact sur la végétation. Ces données ont servi à établir une tendance globale. Par la suite, un test de corrélation a été effectué avec les données de l'indice de végétation par humidité (VHI).

III - Résultats

III.1. Dynamique spatio-temporelle de l'occupation du sol

- *Occupation du sol dans le bassin de la Kara*

Le bassin de la Kara est occupé par des forêts (forêt dense et claires, savanes boisées, les agro-forêts, les plantations), la savane (savane arbustive, arborées et herbeuse), les cultures et jachère, les sols nus et bâtis (*Figure 3*). Les résultats de l'évaluation de l'exactitude au niveau des pixels sont présentés dans la matrice de confusion (*Tableau 3*). Les valeurs de la précision globale se situent entre 89 % et 96 %. La classification peut être jugée assez bonne pour une analyse de la dynamique de l'occupation du sol.

Tableau 3 : Matrice de confusion des classifications des images 1972, 1987, 2005 et 2021 du bassin de la Kara

Année	Coefficient de Kappa	Précision globale
1972	0,89	95,62 %
1987	0,92	94,34 %
2005	0,91	93,45 %
2021	0,96	88,19 %

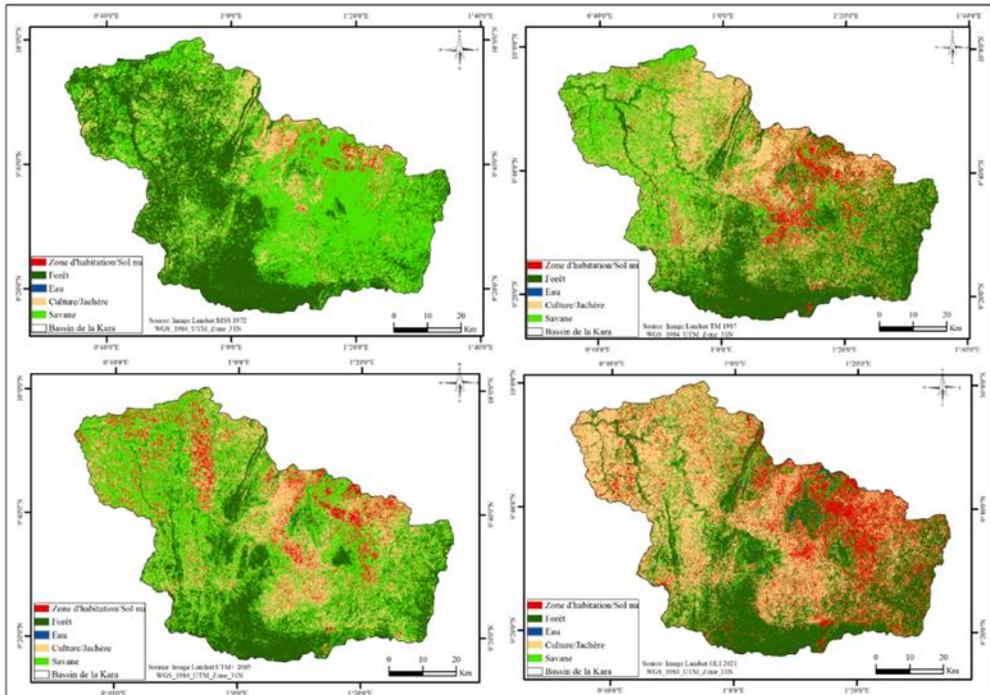


Figure 3 : Occupation du sol du bassin de la Kara en 1972, 1987, 2005 et 2021

L'analyse des images selon la typologie définie a révélé l'évolution des surfaces occupées par différentes catégories d'utilisation des terres au fil du temps. Cette méthode a permis de visualiser et de quantifier les changements dans l'utilisation des terres. Les données, présentées sous forme de graphiques (Figure 4), reflète des changements significatifs dans le paysage. Une diminution significative des forêts entre 1972 et 2005, suivi d'une petite augmentation entre 2005 et 2021 qui traduit une tendance positive vers la conservation. Toutefois, la transformation des savanes en zones de culture est un phénomène préoccupant, surtout avec une dégradation aussi rapide entre 2005 et 2021 avec un taux de 9,22 % (Figure 5).

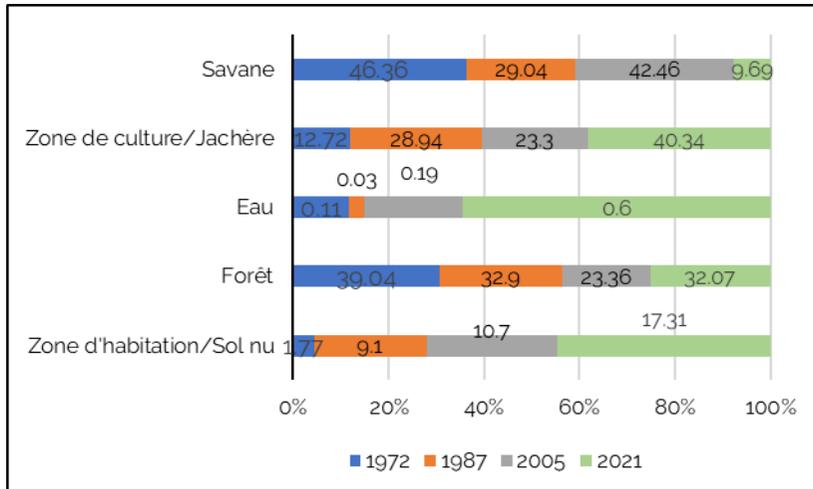


Figure 4 : Superficies des occupations du sol en 1972, 1987, 2005 et 2021 du bassin de la Kara

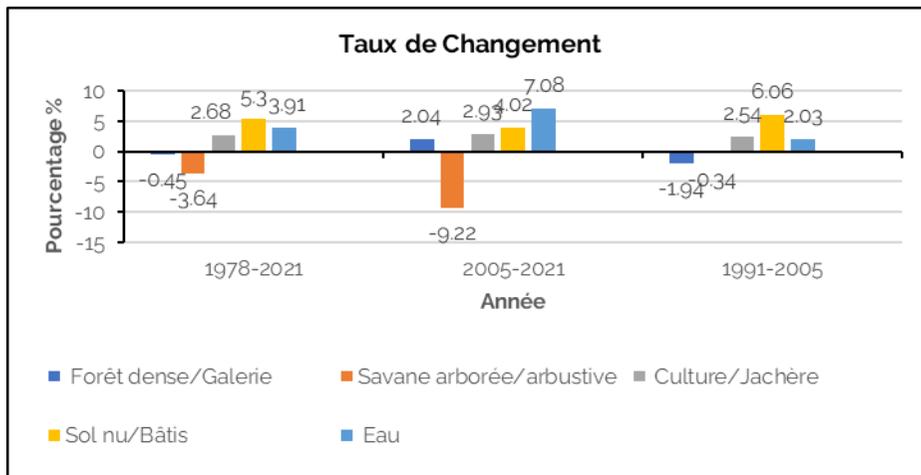


Figure 5 : Taux de changement des différentes classes d'occupation

• ***Dynamique forestière dans le bassin de la Kara***

La carte de détection de changement montre des changements significatifs dans le couvert forestier entre 1972 et 2021 (Figure 6). La moitié du couvert forestier (106284 ha) a été perdue, contre un gain de 66 153 ha (Tableau 4). Cela signifie qu'environ 51 % de la superficie forestière de 1972 a été convertie à d'autres usages. Ces changements peuvent avoir des implications importantes pour l'environnement et la biodiversité.

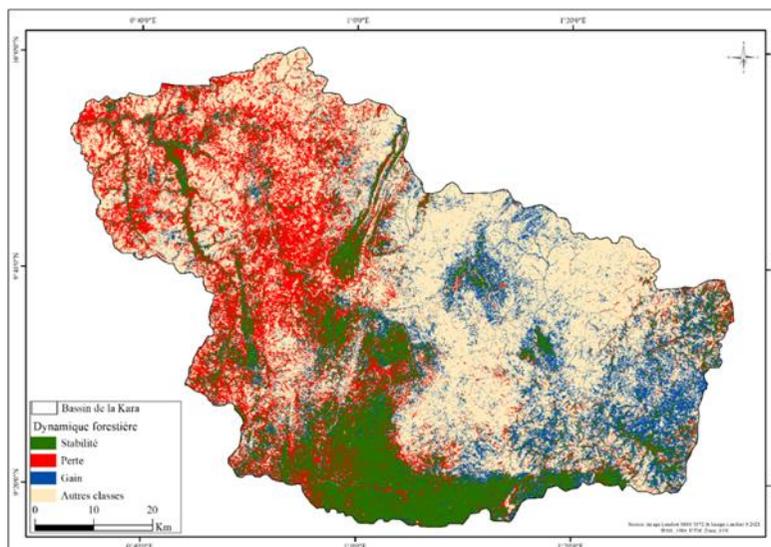


Figure 6 : Dynamique du couvert forestier dans le bassin de la Kara entre 1972 et 2021

Tableau 4 : Superficie des changements de la couverture forestière en 1972 et 2021 dans le bassin de la Kara

Dynamique forestière Surface (ha)	
Stabilité	101320
Perte	106284
Gain	66153
Autres classes	262783

- **Occupation du sol de 2050**

L'évolution de l'occupation du sol dans le bassin de la Kara d'ici 2050 montre des transformations significatives d'après le scénario envisagé (Figure 7). Avec une certitude de 72,12%, le modèle prévoit l'apparition de nouvelles surfaces de cultures et de jachères, ainsi qu'une régénérescence de la végétation forestière. Les forêts vont progresser légèrement de 0.50 % contre une augmentation de 1% des agglomérations et 2,5 % des mosaïques de cultures et jachères (Figure 8). Inversement, les savanes vont régresser de 4 % entre 2021 et 2050.

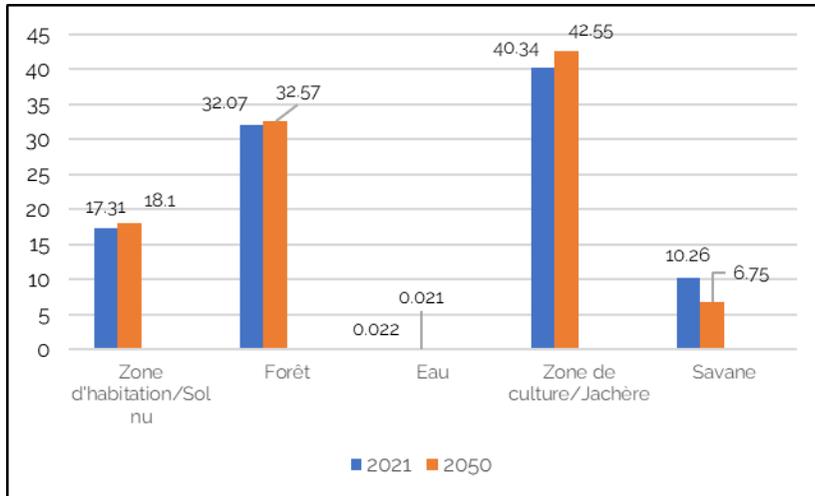


Figure 7 : Superficie d'occupation du sol en 2050

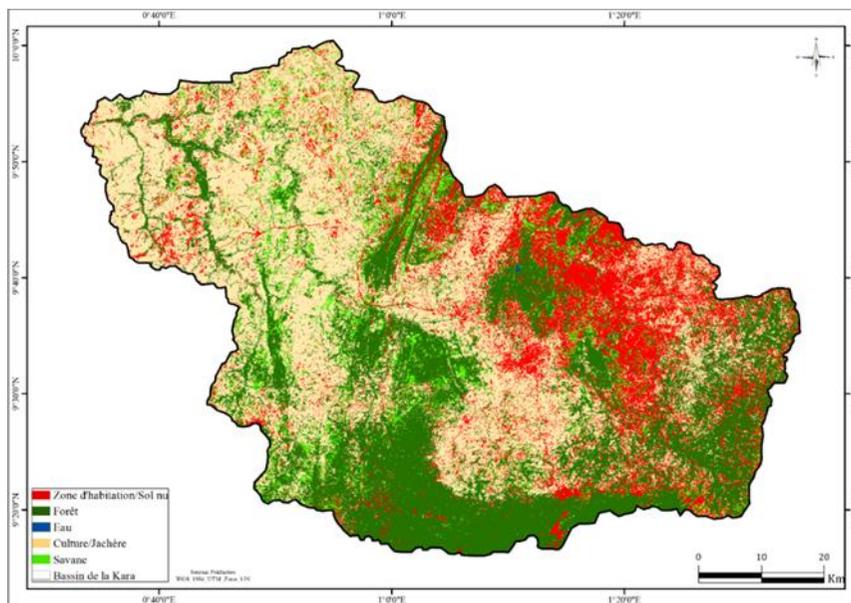


Figure 8 : Occupation du sol du bassin de la Kara en 2050

L'analyse de la matrice de Markov a permis d'obtenir les probabilités de transitions de chaque classe d'occupation du sol à se transformer en d'autres classes au cours de la période considérée (2021-2050). Le scénario met en évidence une tendance évolutive des forêts, grâce à une conversion significative des savanes (30%) (Tableau 5). Les mosaïques de cultures/jachères vont aussi augmenter en défaveur des savanes avec une probabilité de 0,21. En ce qui concerne les mosaïques de sols nus-habitations, elles auront une possibilité de se transformer en cultures-jachères

(0,2) et en savane avec une probabilité de 0,22. Enfin les zones de savane subiront plus de conversion et 10% seulement des zones de savane en 2021 resteront inchangées.

Tableau 5 : Matrice de transition de l'occupation du sol entre 2021 et 2050

2021	2050				
	Zone d'habitation/Sol nu	Forêt	Eau	Zone de culture/Jachère	Savane
Zone d'habitation/Sol nu	82.18	0.01	0.31	10.12	7.38
Forêt	10.16	58.73	0.01	22.08	9.02
Eau	1.79	0.35	89.56	1.62	6.68
Zone de culture/Jachère	16.1	6.2	0.35	69.46	7.89
Savane	19.63	29.7	0.73	40.81	9.13

III.2. Évolution spatio-temporelle de l'indice VHI en relation avec les données climatiques

L'analyse visuelle de la cartographie interannuelle (Figure 9) suivante montre une forte variabilité interannuelle de l'état de santé de la végétation dans le bassin de la Kara entre 1972 et 2005, et une moins faible variabilité entre 2005 et 2021. En effet, la comparaison des cartes annuelles de l'indice de santé de la végétation entre 1972 et 2005 fait ressortir une alternance des conditions à la fois humides et/ou sèches aux pas de temps d'une à deux années successives. Sur les quinze années qui composent l'échelle temporelle considérées, trois années (2000, 2002, 2005) ont montré les conditions de la sécheresse graves exprimée par les faibles valeurs de l'indice de santé de la végétation et trois autre des sécheresses sévères à modérées (1972, 1987, 2021). Les conditions normales (humides) sont observées différemment dans les autres années. A l'exception des années 2015 et 2017 qui a montré des conditions très humides, les sécheresses légères et modérées ont été observées dans toutes les années avec une distribution spatiale très variable selon chaque année végétative. L'analyse de l'évolution globale marque une succession irrégulière des conditions à la fois humides et/ou sèches.

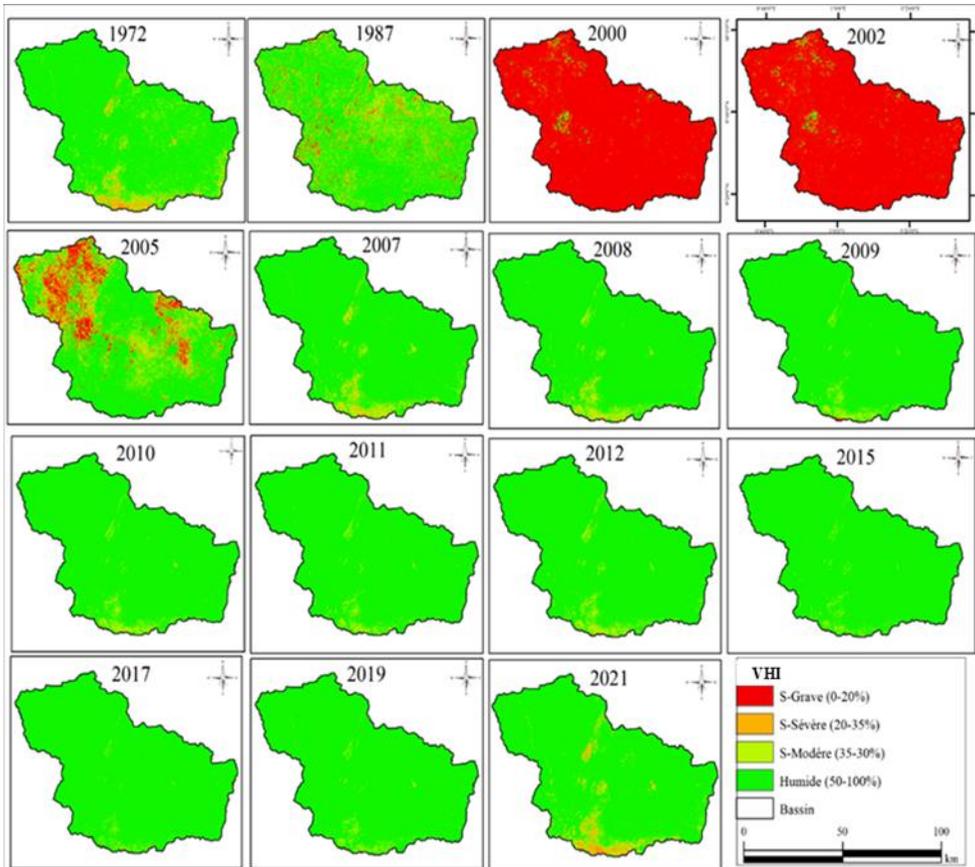


Figure 9 : Evolution de l'indice VHI entre 1972 et 2021 dans le bassin de la Kara

L'analyse des fréquences annuelles des données de précipitation et de température montre une corrélation entre l'indice et ces dernières. Les périodes de faibles précipitations conjuguées aux fortes températures (Figure 10) ont un indice VHI faible ce qui traduit la santé de la végétation. En effet, des périodes prolongées de faible pluviométrie et de températures élevées sont associées à un VHI bas, indiquant un stress ou une dégradation de la végétation.

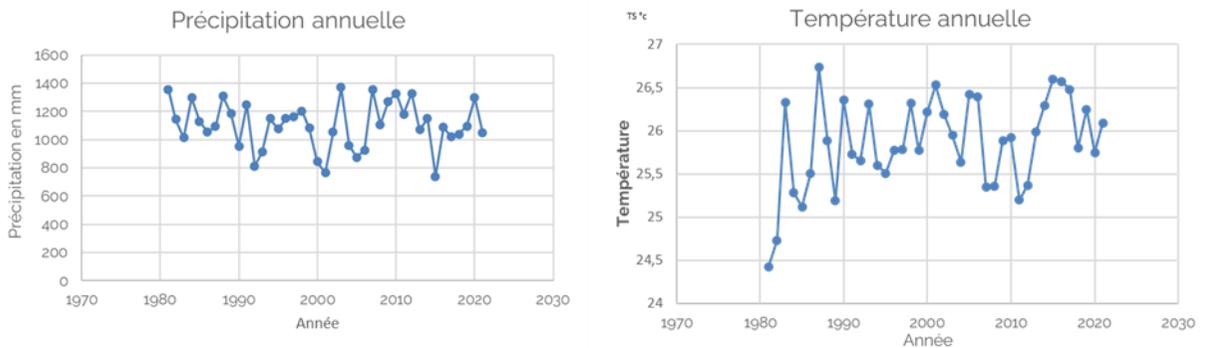


Figure 10 : Évolution des précipitations et des températures entre 1980 et 2021

Discussion

1. Validation des traitements

Les résultats des traitements montrent que les classifications supervisées appliquées aux images satellites Landsat ont une précision globale supérieure à 85 %. Ces résultats que la détection des changements d'occupation du sol correspond bien à la réalité sur le terrain. Cette classification supervisée est donc appropriée pour étudier l'évolution de l'occupation du sol dans le bassin. Elle est représentative car elle a impliqué l'utilisation de zones de vérification sur le terrain (Masoud et Koike, 2006). La qualité de la classification est confirmée par des valeurs d'indice de Kappa supérieures à 80 %. Un indice de Kappa supérieur à 0,50 indique que les résultats de l'analyse d'image sont statistiquement recevables car les résultats d'une analyse d'image dont la valeur de Kappa est supérieure à 0,50 sont bon (Zhang et al., 2015 ; Pontius, 2000).

L'évolution de l'occupation du sol dans le bassin de la Kara d'ici 2050 montres des transformations significatives d'après le scénario utilisé. Les projections réalisées pour l'année 2021, en appliquant le même modèle d'évolution de l'occupation des sols, indiquent une fiabilité de 72,16% pour cette prédiction. Cela signifie que ce scénario d'évolution reflète de manière assez précise la réalité attendue dans la région de la Kara d'ici 2050 et peut être prise en compte dans les politiques d'aménagement.

L'indice de santé de la végétation (VHI) est un outil précieux pour évaluer l'impact des conditions climatiques sur la végétation. Il est calculé à partir de l'indice de condition de la végétation (VCI), qui lui-même dérive de l'indice normalisé de différence de végétation (NDVI). Ces indices permettent de surveiller les zones susceptibles de subir un stress végétal et de détecter une éventuelle sécheresse. Pour valider l'indice calculée dans ce travail, une corrélation a été calculée entre cet indice et les données de précipitations et de températures. Les résultats obtenus montrent une corrélation de 0,78 ces qui prouve que ces données sont fiables et peuvent

être utilisé pour des prédictions. Ces informations sont cruciales pour la gestion des ressources naturelles et l'agriculture, car elles permettront d'anticiper et de répondre aux conditions de sécheresse qui peuvent affecter la productivité des cultures et la santé des écosystèmes.

2. Reprise modérée des formations forestières, dégradation des savanes au profit de terres agricoles et de jachères

L'analyse de la dynamique spatio-temporelle du couvert forestier est cruciale pour comprendre les changements environnementaux et planifier la gestion durable des ressources naturelles. Cette analyse permet d'identifier les tendances dans l'utilisation des terres, qui ont des implications importantes pour la biodiversité et les écosystèmes locaux.

Dans le bassin de la Kara, l'analyse a révélé des tendances de déforestation, de reforestation et de changements dans l'utilisation des terres. La déforestation observée est la conséquence des activités humaines telles que l'agriculture et l'expansion urbaine. C'est un résultat qui est en accord avec plusieurs études réalisées dans le cadre de l'analyse diachronique des milieux forestiers au Togo (Kpedenou *et al.*, 2016 ; Atakpama *et al.*, 2018). En générale, des études récentes utilisant la télédétection et les SIG ont aussi mis en évidence une tendance générale à la régression du couvert forestier en Afrique de l'Ouest et Centrale (Ouedraogo *et al.*, 2021 ; Fayolle *et al.*, 2018 ; Aleman *et al.*, 2016), malgré des efforts de gestion et de reboisement dans certaines régions. Les principaux moteurs identifiés sont l'expansion agricole, l'exploitation du bois de feu et la dégradation des forêts (Issifou, 2016 ; Faye *et al.*, 2016 ; Potapov *et al.*, 2012).

Cependant, comme le montrent les analyses, il y a une reforestation progressive dans le bassin. En effet, d'autres études en Afrique ont montré qu'il y a aussi des signes d'espoir grâce aux efforts de reforestation (Sendzimir *et al.*, 2011 ; Haglund *et al.*, 2011) . Des initiatives des gouvernement comme, la mise en place d'un cadre institutionnel et de coordination pour la gestion des ressources forestières au Togo, la Grande Muraille Verte dans le sahel et AFR100 (African Forest Landscape Restoration) visent à inverser la tendance de la déforestation en restaurant les paysages forestiers et en promouvant la régénération naturelle. Au total, 26 pays africains sur 58 ont fait état d'une expansion des forêts par boisement ou régénération naturelle entre 2010 et 2020 (FAO, 2020). Malgré ces efforts positifs, il reste un défi majeur à relever pour compenser les pertes de forêts à l'échelle du continent et assurer un avenir durable pour les écosystèmes et les populations d'Afrique de l'Ouest.

En termes de changements d'occupation et d'utilisation des terres, la conversion la plus spectaculaire observée dans le bassin de la Kara est celle

des savanes en zones de culture. Cette tendance, qui peut avoir des impacts significatifs sur la biodiversité et les écosystèmes locaux, a été mise en évidence par plusieurs études récentes dans la région. Des études menées au Togo (Kpédénou et al, 2016), au Sénégal (Solly et al., 2021) en Côte d'Ivoire (Kpangui et al., 2018) ont également montré des conversions importantes des savanes en terres agricoles. Les auteurs soulignent que ce phénomène, observé à grande échelle, est susceptible d'entraîner des perturbations majeures dans le fonctionnement des écosystèmes naturels. Ces changements d'utilisation des terres sont souvent liés à des facteurs économiques, comme le développement de cultures de rente plus rentables que l'élevage traditionnel. Ils peuvent aussi résulter de mutations sociales, comme la diminution de la pression pastorale, ou de changements climatiques favorisant l'expansion des zones cultivées. Cette conversion massive des savanes en parcelles agricoles soulève donc des inquiétudes quant à la préservation de la biodiversité et à la durabilité des systèmes de production.

3. Tendance à une légère augmentation des surfaces forestières d'ici 2050 et expansion des zones agricoles.

Selon les résultats de modélisation utilisant le scénario tendanciel présentés dans l'étude, il aura une conversion significative entre les différentes classes d'occupation des sols, mais sans grands changements dans les superficies totales si ce n'est au niveau des savanes qui vont régresser considérablement. Ce modèle prédit une légère augmentation des surfaces forestières à l'horizon 2050. Ces tendances de conversion entre classes d'occupation, avec une dégradation des savanes et une légère reconstitution des forêts, sont similaires aux résultats d'autres études menées dans des régions comparables. En effet les travaux de (Agbanou et al., 2018) dans le Nord-Ouest du Bénin ; (Hounkpati et al., 2024) dans la préfecture de Tchamba prédisent une transformation importante des paysages, avec de légères augmentations du couvert forestier.

4. Corrélation entre l'indice VHI et les variables climatiques

L'indice VHI (Vegetation Health Index) est un indicateur crucial pour évaluer la santé de la végétation et les conditions de sécheresse sur des périodes spatio-temporelles. Son évolution peut fournir des informations précieuses sur les impacts environnementaux et agricoles. L'étude montrent que l'indice VHI a connu des variations significatives entre 1972 et 2021 dans des territoires agricoles. Ces variations sont corrélées aux facteurs météorologiques notamment la pluviométrie et la température, affectant ainsi la disponibilité en eau et la santé des cultures. En effet, d'autres études (Derradji, 2023 ; Nasser et al., 2020 ; Hanade, 2019 ; Bijaber et Rochdi,

2017) ont révélé que les périodes de sécheresse sévères sont souvent associées à des valeurs VHI inférieures à 40, signalant un stress hydrique important pour la végétation. Ces différents résultats soulignent l'importance de la surveillance continue de cet indice pour anticiper et gérer les crises de sécheresse et leurs impacts sur l'agriculture et l'écosystème.

Conclusion

L'analyse spatio-temporelle des changements d'occupation du sol représente une approche scientifique efficace pour étudier les transformations des écosystèmes. Dans cette recherche, les outils de télédétection, tels que les images satellitaires, ont été intégrés aux systèmes d'information géographique et aux techniques d'analyse écologique, jouant un rôle essentiel. L'étude des changements observés dans le bassin de la Kara entre 1972 et 2021, à partir des images satellitaires, a permis de mettre en lumière l'évolution significative des principales classes d'occupation du sol. Il est constaté une diminution marquée des surfaces de savane et de forêt, au profit des terres cultivées et des jachères. Toutefois, un processus de reconstitution des forêts a été amorcé, et les projections pour 2050, basées sur le modèle élaboré, confirment cette tendance. En outre, la corrélation entre l'indice VHI et les paramètres météorologiques souligne l'importance d'une surveillance continue de cet indice pour anticiper et gérer les crises de sécheresse ainsi que leurs répercussions sur l'agriculture et l'écosystème. La télédétection s'affirme ainsi comme un outil précieux pour la génération d'informations spatio-temporelles et comme un support à la décision pour les besoins d'aménagement du territoire.

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

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

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

References:

1. Agbanou T., Paegelow M., Toko Imorou I., Tente B. (2018). Modélisation des changements d'occupation des terres en région soudanienne au nord-ouest du Bénin. *European Scientific Journal* Vol.14, (12), pp. 248-266.
2. Aleman, J., et al. (2016). Land use change in West Africa: An analysis of the drivers and consequences. *Global Environmental Change*, 39, 1-12.

3. Atakpama, W., Asseki, E., Amana, E. K., Koudegnan, C., Batawila, K., et Akpagana, K. (2018). Importance socio-économique de la forêt communautaire d'Edouwossi-copé dans la préfecture d'Amou au Togo. *Rev. Mar. Sci. Agro Vét.*, 6(1), 9.
4. Bijaber, N., et Rochdi, A. (2017). Télédétection spatiale pour l'évaluation du risque de sécheresse au Maroc. *Revue Internationale de Géomatique*, 27(2), 203-222.
5. Braud, I., et al. (2011). *Rapport final du projet AVuPUR*.
6. Breiman, L. (2001). Statistical modeling: The two cultures. *Statistical Science*, 16(3), 199-215. <https://doi.org/10.1214/ss/1000000001>
7. Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. Chapman and Hall/CRC.
8. Davranche, A., & Taïbi, A. N. (2015). Les changements d'occupation et d'usage du sol, des processus multidimensionnels complexes qui affectent la biodiversité. Dans R. Mathevet & L. Godet (Éds.), *Pour une géographie de la conservation* (p. 121-142). L'Harmattan. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01226543>
9. Eastman, J. R. (2009). *IDRISI Taiga: Guide to GIS and image processing*. Clark Labs, Clark University.
10. Ellis E. C., A.H.W. Beusen & Klein Goldewijk, (2020). Anthropogenic Biomes: 10,000 BCE to 2015 CE. *Land* 9, 129, 1-19. doi:10.3390/land9050129
11. Erb, K.-H.,Lauk, C., Kastner, T., Meyer, A. (2017). Unexpectedly large impact of forest management and grazing on global vegetation biomass. *Nature*, 553, 73–76. <https://doi.org/10.1038/nature24679>
12. FAO. (2020). *La situation des forêts du monde 2020*. Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture. <https://doi.org/10.4060/ca9825fr>
13. Faty, A. (2021). *Détermination de scénario d'occupation du sol dans le contexte du changement climatique dans le bassin versant du fleuve Sénégal*. [PDF]. Disponible sur ResearchGate
14. Faye, C. T., Thiaw, A. D., & Faye, G. (2020). Dynamique du couvert végétal dans la Forêt Communautaire de Sambandé au Sénégal. *Physio-Géo*, 19(-1), 29-48.
15. Faye, A., Diop, A. H., & Sow, M. (2016). *Climat et agriculture au Sénégal : Analyse économique de la disponibilité de l'eau d'irrigation dans un contexte de variabilité des précipitations*. Thèse de doctorat, Université Cheikh Anta Diop de Dakar.
16. Fayolle, A., Ngomanda, A., Mbasi, M., Barbier, N., Bocko, Y., Couteron, P., & Medjibe, V. P. (2018). (2018). Impact of climate change on forest ecosystems in Central Africa: A review. *Forest Ecology and Management*, 429, 1-12. DOI: [à compléter].

17. Gidey, E., Dikinya, O., Sebege, R., Segosebe, E., and Zenebe, A. (2018). Analysis of the long-term agricultural drought onset, cessation, duration, frequency, severity and spatial extent using Vegetation Health Index (VHI). *Raya and its environs*, Northern Ethiopia.
18. Gislason, P. O., Benediktsson, J. A., & Sveinsson, J. R. (2006). Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27(4), 294-300. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.08.011>
19. Grinand, C., Gollner, M., & Rabeharisoa, L. (2013). Estimation de la déforestation des forêts humides à Madagascar à l'aide de données de télédétection. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 14(211-212), 27-34. <https://doi.org/10.1016/j.rp.2013.06.002>
20. Haglund, T., & al. (2011). Restoration of degraded landscapes in Africa: A review of approaches and practices. *Land Degradation & Development*, 22(3), 245-257.
21. Hanade-Houmma, I. (2019). Télédétection et évaluation des risques de sécheresse dans les agrosystèmes. *Revue Internationale de Géomatique*, 29(3), 345-367.
22. Institut National de la Statistique et des Études Économiques et Démographiques (INSEED). (2023). Présentation des principaux résultats définitifs du RGPH-5. Lomé, Togo : INSEED. <https://inseed.tg/presentation-des-principaux-resultats-definitifs-du-rgph-5/>
23. Karnieli, A., Agam, N., Pinker, R., Anderson, M., Imhoff, M., Gutman, G., Panov, N., Goldbe A. (2010). Use of NDVI and land surface temperature for drought assessment: merits and limitation *Journal of climate* volume 23. American Meteorological Society. DOI: 10.1175/2009jcli2900.1.
24. Kogan, N. (2002). Careers in the performing arts: A psychological perspective. *Creativity Research Journal*, 14(1), 1-16. https://doi.org/10.1207/S15326934CRJ1401_1
25. Kossi Hounkpati, Kossi Adjonou, Hamza Moluh Njoya, Atsu K. Dogbeda Hlovor, Harison Kiplagat Kipkulei, Stefan Sieber, Katharina Löhr & Kouami Kokou.(2024). "Strengthening Forest Landscape Restoration through Understanding". *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1007/s12524-024-01862-w>.
26. Kouassi, J., Kahia, J., Diby, L., Kouassi, J. L., Bene, K., & Kouame, C. (2018). Variabilité climatique et feux de brousse dans le bassin versant du N'Zi en Côte d'Ivoire centrale. *African Journal of Agricultural Research*, 13(41), 2249-2255.

27. Kpangui, K. B., Adou Yao, C. Y., Kouassi, A. F., & Sangne, Y. C. (2018). Incidence de l'ombrage sur les caractères phénotypiques du cacaoyer (*Theobroma cacao* L.) dans le V Baoulé (Centre de la Côte d'Ivoire). *Cahiers Agricultures*, 27(3), 5003. <https://doi.org/10.1051/cagri/2018009>
28. Kpedenou K.D., Boukpepsi T., Tchamie T.T.K. (2016). Quantification des changements de l'occupation du sol dans la préfecture de Yoto (sud-est Togo) à l'aide de l'imagerie satellitaire landsat. *Rev. Sc. Env. Univ., Lomé (Togo)*, n° 13.
29. Masoud, A. A., & Koike, K. (2006). Arid land salinization detected by remotely-sensed land covers changes: A case study in the Siwa region, NW Egypt. **Journal of Arid Environments**, 1, 151-167.
30. Ministère de l'Environnement et des Ressources Forestières (MERF). (2018). Analyse de l'utilisation des terres au Togo. Lomé, Togo : MERF.
31. Nagendra, H., Pareeth, S., & Ghate, R. (2006). People within parks-forest villages, land-cover change and landscape fragmentation in the Tadoba Andhari Tiger Reserve, India. *Applied Geography*, 96, 96-112.
32. Nasser, T., Faour, G., & Touchart, L. (2020). Suivi de la sécheresse dans un territoire agricole du Liban : la plaine de la Beqaa. *Méditerranée*, 131. <https://doi.org/10.4000/mediterranee.11621>
33. Ouedraogo, A., et al. (2021). *Analyse des déterminants socioéconomiques et psychosociaux de la décision d'adoption d'innovations par les agriculteurs : cas de l'irrigation de complément au Burkina Faso*. Montpellier : Montpellier SupAgro.
34. Pontius, J. R. G. (2000). Quantification comparison of categorical maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(8), 1011–1016
35. Potapov, P., Turubanova, S., & Hansen, M. C. (2012). Mapping and monitoring deforestation and forest degradation in Sumatra (Indonesia) using Landsat time series. *Proceedings of the 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 6286-6289. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2012.6352811>
36. Rhee, S. Y., Park, T., & Lee, D. H. (2010). Drivers of innovativeness and performance for innovative SMEs in South Korea: Mediation of learning orientation. *Journal of Small Business Management*, 48(2), 270-288.
37. Roudier, P. (2012). Climat et agriculture en Afrique de l'Ouest : quantification de l'impact du changement climatique sur les rendements et évaluation de l'utilité des prévisions saisonnières

- (Thèse de doctorat, École des Hautes Études en Sciences Sociales). HAL. <https://theses.hal.science/tel-00874724>
38. Ross, A. J. (1993). *Citation, original classification and taxonomic changes*. The Taxonomicon.
 39. Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Special Publication*, 351, 309-317.
 40. Sendzimir, J., & al. (2011). Resilience in the face of change: The role of social-ecological systems in the management of natural resources. *Ecological Economics*, 70(9), 1767-1778. DOI: [à compléter].
 41. Solly, B., Diéye, E.H.B., Sy, O., Jarju A. M., et Sané T. (2021). Détection des zones de dégradation et de régénération de la couverture végétale dans le sud du Sénégal à travers l'analyse des tendances de séries temporelles MODIS NDVI et des changements d'occupation des sols à partir d'images Landsat, *Revue Française De Photogrammétrie Et De Télédétection*, 223, 1-15, [En ligne] URL : <https://doi.org/10.52638/rfpt.2021.580>
 42. Sruthi, S., & Aslam, M. M. (2015). Agricultural Drought Analysis Using the NDVI and Land Surface Temperature Data; a Case Study of Raichur District." *Aquatic Procedia* 4: 1258-1264. doi:10.1016/j.aqpro.2015.02.164
 43. Yaya, I. M. (2016). Cartographie de la dynamique du couvert forestier dans la forêt classée de Wari-Marou au centre-Bénin.
 44. Ylang Chevaleraud, A., Grandmougin, B., Cabal, A., & Boncourt, E. (2012). *Scénario tendanciel à l'horizon 2021 pour le territoire du SAGE Bièvre*. Rapport final.
 45. Zhang, Y., Xiao, X., Wu, X., Zhou, S., Zhang, G., Qin, Y., & Dong, J. (2015). A global moderate resolution dataset of gross primary production of vegetation for 2000–2016. *Scientific data*, 2(1), 1-33.
 46. Zhong, L., Ma, Y., Xue, Y., & Piao, S. (2019). Climate change trends and impacts on vegetation greening over the Tibetan Plateau. *Environmental Pollution*, 247, 293-301. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2018.12.058>