

Apport des chaînes de Markov et la méthode *Intensity Analysis* à la détection et la prévision des changements de l'occupation du sol autour du barrage de Taabo (Côte d'Ivoire)

[Contribution of Markov chains and the *Intensity Analysis* method to the detection and prediction of land cover changes around the Taabo dam (Côte d'Ivoire)]

N'guessan Bi Vami Hermann^{1,2}, Kouame Aristide², Youan Ta Marc^{1,2}, Alechy Fabrice¹, Saley Mahaman Bachir^{1,2}, and Affian Kouadio^{1,2}

¹Laboratoire des Sciences et Techniques de l'Eau et de l'Environnement, UFR STRM, Université Felix Houphouët-Boigny, Côte d'Ivoire

²Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection (CURAT), Université Felix Houphouët-Boigny, Côte d'Ivoire

Copyright © 2022 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the *Creative Commons Attribution License*, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT: Population growth and human activities have negatively affected the vegetation cover in Côte d'Ivoire. The objective of this study is to analyse the land cover dynamics around the Taabo Dam from 1988 to 2017 and from 2017 to 2050. Landsat satellite data from 1988, 2002 and 2017 were used. Supervised maximum likelihood classification and Pontius intensity analysis were applied. It was found that global change was most rapid from 2017 to 2050. Losses and gains of water and bare soil are dormant while those of the other classes are active during the first-time interval. During the second time interval, the gain of crop and fallow and bare soil will be active but their loss will be dormant. Water will have dormant gains and losses while grassy savannah and shrubland will have active gains and losses. The gain from crops and fallows targets bare soil and habitats, shrub and grass savannah but avoids water. However, the gain in bare soil and habitats targeted crop and fallow land and grassy savannah, but avoided water and shrub savannah in both intervals.

KEYWORDS: Modelling, land use, Markov chains, intensity analysis, Taabo, Côte d'Ivoire.

RESUME: La croissance démographique et les activités anthropiques ont affecté négativement le couvert végétal ivoirien. La présente étude a pour objectif d'analyser la dynamique de l'occupation du sol autour du barrage de Taabo de 1988 à 2017 et de 2017 à 2050. Les données satellitaires Landsat de 1988, 2002 et 2017 ont été utilisées. La classification supervisée par maximum de vraisemblance et l'analyse d'intensité de Pontius ont été appliquées. Il ressort que le changement global a été plus rapide de 2017 à 2050. Les pertes et les gains de l'eau et sols nus sont dormants tandis que ceux des autres classes sont actifs pendant le premier intervalle de temps. Pendant le deuxième intervalle de temps, le gain de la culture et jachère et sols nus sera actif mais leur perte sera dormant. L'eau aura des pertes et des gains dormants par contre la savane herbeuse et arbustive auront des gains et pertes actives. Le gain des cultures et jachères cible les sols nus et habitats, la savane arbustive et herbeuse mais évite l'eau. Cependant le gain des sols nus et habitats a ciblé les cultures et jachères et la savane herbeuse, mais a évité l'eau et la savane arbustive au cours des deux intervalles.

MOTS-CLEFS: Modélisation, occupation du sol, chaînes de Markov, intensity analysis, Taabo, Côte d'Ivoire.

1 INTRODUCTION

Les impacts des variations climatiques couplés à la forte croissance de la pression foncière ont affecté considérablement les usages des terres. Le quart des terres subissent des modifications de la succession végétale et de dégradation du milieu induite par les activités anthropiques [1]. A l'image de toute l'Afrique de l'Ouest, la Côte d'Ivoire a une économie fortement tributaire du secteur agricole et forestier, entraînant une diminution rapide des surfaces forestières [2]. En effet, l'évolution de la couverture forestière ivoirienne a connu le taux de déforestation le plus élevé des tropiques au XX^{ème} siècle [3]. La surface forestière de la Côte d'Ivoire, estimée à environ 14 millions d'hectares en 1912 est passée à près de 2 millions d'hectares en 2000 [4], [3]. C'est aussi le cas du couvert végétal autour des barrages hydroélectriques qui n'a pas échappé à cette déforestation à cause de la pression foncière. Depuis plusieurs décennies,

l'édification de petits barrages a été une solution très largement utilisée pour résoudre les délicats problèmes de mobilisation des ressources en eau et par ricochet baisser la pression foncière [5]. On observe une concentration de la population autour des points d'eau ou des cours d'eau suite à la rareté de cette ressource liée aux variations climatiques. L'eau est un élément clé pour le développement de l'agriculture. Avoir accès à cette ressource est très important pour les populations où l'activité agricole est dominante. Au regard de l'importance des barrages ouest-africains, un projet visant 4 barrages de la sous-région sur 4 pays a été initié afin de prendre des mesures autour de ces barrages. Ces barrages sont ceux de Taabo, Kossou en Côte d'Ivoire, Manantali au Mali et Bagré au Burkina Faso. Dans le cas de la présente étude, seul le barrage de Taabo est considéré. Il s'étend sur une superficie de 70 km² [6]. Hormis l'approvisionnement en électricité, le barrage de Taabo représente un enjeu économique pour la population locale. Ainsi, la présente étude a pour objectif d'analyser la dynamique de l'occupation des terres autour du barrage de Taabo de 1988 à 2050 afin de contribuer à une meilleure gestion des ressources en eau. Il s'agira dans cette étude de faire un état des lieux de l'occupation des terres autour du barrage de Taabo en 1988, 2002 et 2017, faire la prévision de l'occupation des terres autour du barrage de Taabo en 2050 et analyser la dynamique de l'occupation du sol autour du barrage de Taabo de 1988 à 2017 et de 2017 à 2050.

2 PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE

La région de l'Agneby-Tiassa s'étend sur une superficie de 9080 km² et compte 197630 habitants [7] Elle est limitée au Nord par les régions du Moronou et du Béliér, au Sud par la région des Grands Ponts, à l'Est par la région de la Mé et à l'Ouest par les régions des Grands Ponts, du Gôh et du Lôh-Djiboua. Cette région couvre quatre (4) départements: au sud, le département de Sikensi et Nord-ouest celui de Taabo. A l'Est celui d'Abgouville à l'Ouest le département de Tiassalé. Le département de Taabo (figure 1) est situé entre 4°44'0" et 5°14'0" longitude Ouest et 6°0'00" et 6°22'0" latitude Nord, et est composé de la sous-préfecture de Taabo à l'Ouest et la sous-préfecture de Pacobo à l'Est.

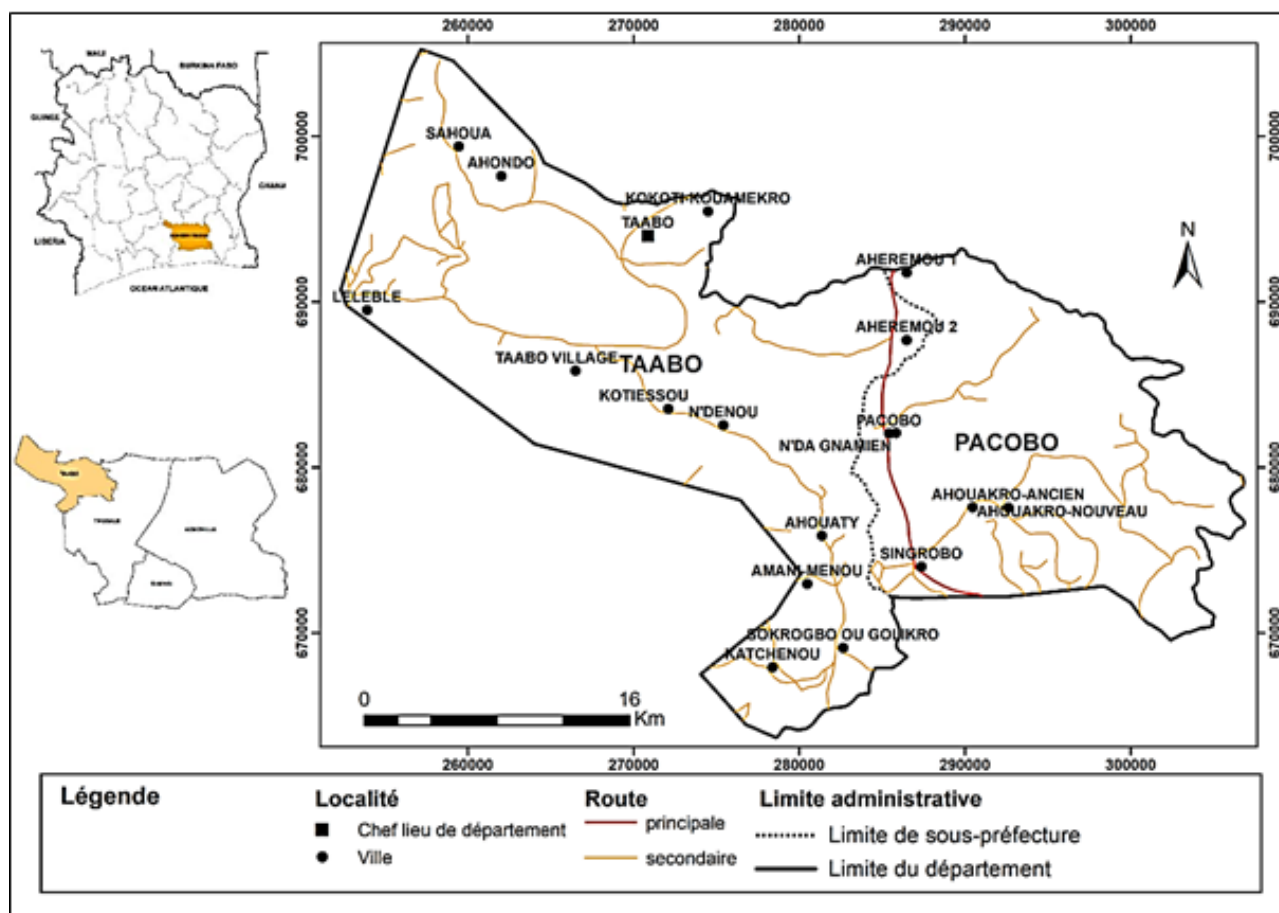


Fig. 1. Carte du département de Taabo

Le climat dans le département de Taabo de type équatorial de transition, comprend quatre (04) saisons. On distingue deux saisons des pluies (la grande saison se déroule entre avril et juin et la petite entre septembre et novembre) et deux saisons sèches (la grande saison s'étale de décembre à mars et la plus petite de juillet à septembre). La pluviométrie moyenne annuelle de 1121,90 mm [8]. La région de Taabo est à la limite du V-baoulé caractérisé par une végétation semi-décidue. On distingue dans cette formation végétale une

zone de savane pré-forestière au nord opposée à une zone forestière à au Sud. Cette végétation a subi d'importantes modifications à cause des activités agricoles résultant de la forte pression démographique. Le réseau hydrographique du département de Taabo est dominé par le Bandama qui le traverse du Nord au Sud. C'est d'ailleurs sur le fleuve Bandama que le barrage de Taabo a été construit en 1979 avec une capacité de 2010 Mégawatts.

3 MATÉRIEL ET MÉTHODE

3.1 DONNÉES ET MATÉRIEL

Les données utilisées dans cette étude sont essentiellement:

- Les données vecteurs (au format shapefiles) des limites du département de Taabo datant de 2013, acquises par le biais du Bureau National d'Etude Technique et de Développement (BNETD) et;
- Les données rasters constituées d'images satellitaires Landsat des capteurs TM, ETM+ et OLI respectivement des années 1988, 2002 et 2017 obtenues dans les archives des images satellitaires du site internet earthexplorer-usgs.gov/usa.

Le traitement ces données a nécessité l'utilisation de plusieurs logiciels à savoir:

- La version 5.3 du logiciel Envi (environment for visualizing Images) qui a été utilisé pour le prétraitement des images satellitaires;
- La version 17 du logiciel Idrisi qui a servi à générer les matrices de transition entre les intervalles de temps et faire la prévision de l'occupation du sol;
- Le programme « Pontius Matrix22 » pour l'analyse des changements d'intensités des différentes classes d'occupation du sol et;
- La version 10.2 du logiciel arcgis de la société ESRI (Environmental Systems Research Institute) qui a été utilisé pour la réalisation des cartes d'occupation du sol.

3.2 MÉTHODE

3.2.1 CLASSIFICATION DES IMAGES SATELLITAIRES

- ***Prétraitement des images***

Cette étape consiste à faire manipuler les images selon certains critères afin de les préparer à un traitement optimum. Les prétraitements ont débuté avec une calibration radiométrique qui permet de convertir les comptes numériques en (ou Digital Number DN en anglais) en valeur de luminance (Inglada, Christophe, 2010) grâce à l'algorithme "radiometric calibration". Ensuite, la correction atmosphérique qui consiste à réduire les effets de l'atmosphère sur les images a été faite grâce à l'algorithme FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hypercubes). Pour les images TM et ETM+, les bruits « sel et poivre » sur les images ont été supprimés pour améliorer la qualité visuelle de l'image en appliquant une analyse en composante principale (ACP) sur les images. La composition colorée a été effectuée pour mettre en évidence les différentes classes d'occupation du sol en se basant sur les trois couleurs principales (rouge vert et bleue). Le choix s'est porté sur la composition colorée RGB fausse couleur 473 pour les images TM et ETM+, et la composition colorée RGB fausse couleur 574 pour l'image OLI. Ces combinaisons ont été choisies, car elles permettent de discriminer les différentes entités d'occupation du sol et aussi permet une interprétation aisée de l'image.

- ***Classification supervisée***

Avant le choix des classes d'occupation du sol, une amélioration de l'image à partir de l'égalisation d'histogramme a été faite. Le choix de l'algorithme de classification des images satellitaires s'est porté sur le maximum de vraisemblance. Cet algorithme dérivé de la théorie de Bayes, s'appuie sur la probabilité statistique de la distribution des pixels [9]. La classification par l'algorithme de maximum de vraisemblance suppose que la distribution des données dans une classe obéit à une distribution gaussienne multivariée. Chaque pixel est attribué à une classe si la probabilité d'appartenir à cette classe est la plus élevée ou dans le cas contraire le pixel est étiquetée non classée si les valeurs de probabilité sont toutes inférieures au seuil [9].

- ***Analyse post-classification***

Après la classification, l'étape suivante consiste à évaluer la classification à partir des indices tels que le coefficient de kappa. Le taux d'accord ou de « concordance » est donc estimé par le coefficient Kappa [10]. Ce coefficient est déterminé en croisant les informations de la classification et celle de l'image de référence par le biais des coordonnées GPS recueillies sur le terrain. Le coefficient de Kappa traduit le caractère non aléatoire de la classification.

• **Prévision et validation de l'occupation du sol en 2050**

La modélisation a nécessité préalablement une validation à partir des images acquises. L'image de 2017 (OLI) étant la plus récente, elle a permis de tester le modèle en s'appuyant sur les images les plus anciennes 1988 (TM), et 2002 (ETM+). La comparaison entre les résultats issus de la simulation de 2017 et celle issue de la classification de 2017 permettent d'évaluer la pertinence du modèle. La prévision a été faite avec le logiciel Idrisi version 17 dans lequel est implémentée la chaîne de Markov [11]. Le principe de la prévision consiste à déterminer les changements qui se produiront à un moment futur à l'aide du processus de prédiction de la chaîne de Markov. La validation du modèle s'est effectuée par la comparaison des surfaces de la carte de référence (2017) et le résultat de la simulation (2017 et par la comparaison des deux cartes à l'aide de la fonction CROSSTAB et du module VALIDATE du logiciel IDRISI SELVA. Les coefficients relatifs à cette évaluation sont le coefficient de Cramer's qui varie de 0,0 (pas de corrélation) à 1,0 (corrélation parfaite) [12] et les valeurs de Kappa (elles sont excellentes pour des valeurs supérieures à 0,75; bonnes pour des valeurs comprises entre 0,40 et 0,75; et mauvaises pour les valeurs inférieures à 0,40 [13].

3.2.2 METHODE D'ANALYSE D'INTENSITE (ANALYSIS INTENSITY)

L'analyse de la dynamique spatiale s'appuie sur deux éléments: la chaîne de Markov et la matrice de Pontius. En effet, la chaîne de Markov est déterminante dans la présente analyse dans la mesure où elle fournit la matrice de transition à partir du module "Markov" de IDRISI entre les différents intervalles de temps et permet de faire une prévision de l'occupation du sol en se basant sur les informations obtenues dans le passé. Ensuite, le module CA_Markov utilise des procédures d'automate cellulaire en combinaison avec l'analyse de chaîne de Markov pour produire la carte d'occupation du sol future. Quant à la matrice de Pontius, elle est un programme gratuit qui permet de réaliser une analyse assez pointue de la dynamique de l'occupation du sol. Cette analyse se fait en illustrant les changements à trois (3) niveaux qui sont:

Le changement entre intervalle de temps décrit l'intensité du changement annuel au cours de chaque intervalle. Il examine comment le pourcentage de variation annuelle S_t pendant chaque intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$ se compare à un pourcentage de variation annuelle uniforme U pendant la durée $[Y_1, Y_T]$. Si $S_t < U$, alors S_t est lent et si $S_t > U$, alors S_t est rapide. L'équation 1 donne S_t et l'équation 2 donne U .

$$S_t = \frac{(\text{Taille du changement pendant } [Y_t, Y_{t+1}])100\%}{(\text{Taille de l'étendue spatiale}) (\text{durée de } [Y_1, Y_{t+1}])} = \frac{\{\sum_{i=1}^J [(\sum_{i=1}^J C_{tij}) - C_{tii}]\}100\%}{[\sum_{i=1}^J (\sum_{i=1}^J C_{tij})] (Y_{t+1} - Y_{Y1})}$$

$$U = \frac{(\text{Taille du changement pendant tous les intervalles})100\%}{(\text{Taille de l'étendue spatiale}) (\text{durée de tous les intervalles})} = \frac{\{\sum_{i=1}^J [(\sum_{i=1}^J C_{tij}) - C_{tii}]\}100\%}{[\sum_{i=1}^J (\sum_{i=1}^J C_{tij})] (Y_{t+1} - Y_{Y1})}$$

Le changement au niveau des classes décrit la variation de l'intensité de la perte brute et intensité des gains bruts parmi les classes de chaque intervalle de temps. Il examine comment la perte L_{ti} de la classe i et l'intensité de gain G_{tj} à la classe j se compare à une intensité S_t uniforme pendant chaque intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$. Si $L_{ti} < S_t$, alors L_{ti} est dormant et si $L_{ti} > S_t$, alors L_{ti} est actif. De même, si $G_{tj} < S_t$, alors G_{tj} est dormant; et si $G_{tj} > S_t$, alors G_{tj} est actif. Les équations 3 et 4 donnent respectivement L_{ti} et G_{tj} :

$$L_{ti} = \frac{(\text{Taille de la perte de } i \text{ pendant } [Y_t, Y_{t+1}])100\%}{(\text{Taille de } i \text{ à la date } Y_1) (\text{durée de } [Y_1, Y_{t+1}])} = \frac{[(\sum_{j=1}^J C_{tij}) - C_{tii}]100\%}{(\sum_{j=1}^J C_{tij}) (Y_{t+1} - Y_1)}$$

$$G_{tj} = \frac{(\text{Taille du gain de } j \text{ pendant } [Y_t, Y_{t+1}])100\%}{(\text{Taille de } j \text{ à la date } Y_{i+1}) (\text{durée de } [Y_1, Y_{t+1}])} = \frac{[(\sum_{j=1}^J C_{tij}) - C_{tjj}]100\%}{(\sum_{j=1}^J C_{tij}) (Y_{t+1} - Y_1)}$$

Le changement relatif aux transitions décrit la variation d'intensité avec laquelle le gain d'une classe particulière passe à d'autres classes dans chaque intervalle de temps [14], [15]. Il examine comment l'intensité de transition R_{tij} de la catégorie i à la catégorie j se compare à une intensité de transition W_{tj} uniforme étant donné le gain de la catégorie j pendant l'intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$. Si $R_{tij} < W_{tj}$, alors le gain de j évite i , si $R_{tij} > W_{tj}$, alors le gain de j cible i . L'équation (5) donne R_{tij} et l'équation (6) donne W_{tj} :

$$R_{tij} = \frac{(\text{Taille de la transition de } i \text{ à } n \text{ durant } [Y_t, Y_{t+1}])100\%}{(\text{Taille de } i \text{ à la date } Y_t)} = \frac{C_{tin} / (Y_{t+1} - Y_t)}{\sum_{i=1}^J C_{tij}} 100\%$$

$$W_{tn} = \frac{(\text{Taille du gain de } n \text{ durant } [Y_t, Y_{t+1}])}{\text{Taille de } n \text{ à la date } Y_t} 100\% = \frac{[(\sum_{i=1}^J C_{tin}) - C_{tnn}] / (Y_{t+1} - Y_t)}{\sum_{j=1}^J [(\sum_{i=1}^J C_{tij}) - C_{tnj}]} 100\%$$

Les équations (7) et (8) concernent l'analyse d'intensité de transition annuelle d'une catégorie m perdue à une autre catégorie j se compare à une intensité de transition V_{tm} uniforme étant donné la perte de la catégorie j pendant l'intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$. Si $Q_{tmj} > V_{tm}$, alors la perte de j cible i, si $Q_{tmj} < V_{tm}$, alors j évite i..

$$Q_{mj} = \frac{(\text{Taille de la transition de m à j durant } [Y_t, Y_{t+1}])100\%}{\text{Taille de j à la date } Y_t} = \frac{\{C_{mj}\}100\%}{\sum_{i=1}^J C_{ij}}$$

$$V_m = \frac{(\text{Taille de la perte de m durant } [Y_t, Y_{t+1}])100\%}{\text{Taille de m à la date } Y_t} = \frac{\{(\sum_{j=1}^J C_{mj}) - C_{mm}\}100\%}{\sum_{i=1}^J \{(\sum_{j=1}^J C_{ij}) - C_{im}\}}$$

Tableau 1. Notation mathématique de l'analyse d'intensité [14]

Symbole	Signification
J	Nombre de classes
I	Indice pour une classe au point de temps initial pour une classe particulière intervalle de temps
J	Indice pour une classe au point de temps final pour un temps particulier intervalle
M	Classe perdante dans la transition d'intérêt
N	Classe gagnante dans la transition d'intérêt
T	Nombre de points dans le temps
T	Point temporel initial de l'intervalle $[Y_t, Y_{t+1}]$, où t varie de 1 à T-1
Y_t	Année au moment t
C_{tij}	Nombre de pixels qui passent de la classe i au moment Y_t à la classe j au moment Y_{t+1}
S_t	Intensité annuelle de changement pour l'intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$
U	Valeur de la ligne uniforme pour l'analyse de l'intensité temporelle
G_{tj}	Intensité annuelle du gain brut de la classe j pour l'intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$
L_{ti}	Intensité annuelle de la perte brute de la classe i pour l'intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$
R_{tin}	Intensité annuelle de la transition de la classe i à la classe n pendant l'intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$ où i # n
W_{tn}	Valeur de l'intensité uniforme de la transition vers la classe n de tous les catégories non-n au moment Y_t pendant l'intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$
Q_{tmj}	Intensité annuelle de la transition de la classe m à la classe j pendant l'intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$ où j # m
V_{tm}	Valeur de l'intensité uniforme de la transition de la classe m à l'ensemble de la classe m non classé au temps Y_{t+1} pendant l'intervalle de temps $[Y_t, Y_{t+1}]$

4 RÉSULTATS

4.1 CLASSIFICATION DES IMAGES SATELLITAIRES

Les cartes d'occupation du sol du département de Taabo de 1988, 2002 et 2017 (figure 2) issues de la classification des images satellitaires ont mis en évidence cinq classes à avoir: « culture et jachère », « savane arbustive », « sols nus et habitat », « savane herbeuse » et « l'eau ». La carte d'occupation du sol de 1988 (figure 2.a) montre que la classe « culture et jachère » occupe la plus grande proportion (38%), ensuite vient la savane arbustive qui occupe 24%. Les 3 autres classes qui sont « sols nus et habitat », « la savane herbeuse » et « l'eau » occupent respectivement 20%; 15% et 3% de la superficie du département. Cette carte a été obtenue avec une précision globale de 91,78%, et un coefficient de Kappa de 0,96. La figure 2.b présente la carte d'occupation du sol du département de Taabo en 2002. L'analyse de cette figure montre une légère baisse de la proportion de la classe culture jachère (38% à 29%) par rapport à 1988. Quant aux sols nus et habitats, la classe a une très faible augmentation (1%) en 14 ans. La savane arbustive a subi une perte de 2%, elle est passée à 22% de la superficie totale. Cette perte a probablement profité à la savane herbeuse qui a vu sa proportion augmenter de 15% à 25%. La classe « eau » est restée stable avec 3% de la superficie. La classification des images satellitaires donne une précision globale est 89,14%, et un coefficient de Kappa égal à 0,92 traduisant ainsi la réalité du terrain. En 2017, les changements des classes d'occupation du sol ont encore évolué (figure 2.c). Seules les classes « sols nus habitat et eau » ont augmenté en superficie respectivement de 11% et 1%. La savane arbustive a perdu la plus grande superficie (de 22% à 14%). Il faut aussi souligner la perte au niveau de la savane herbeuse, une stabilité au niveau de culture et jachère et une superficie de 32% de sols nus et habitats. La carte d'occupation du sol du département de Taabo en 2017 a été obtenue suite à une classification dont la précision globale est 98,42%, et un coefficient de Kappa égal à 0,97.

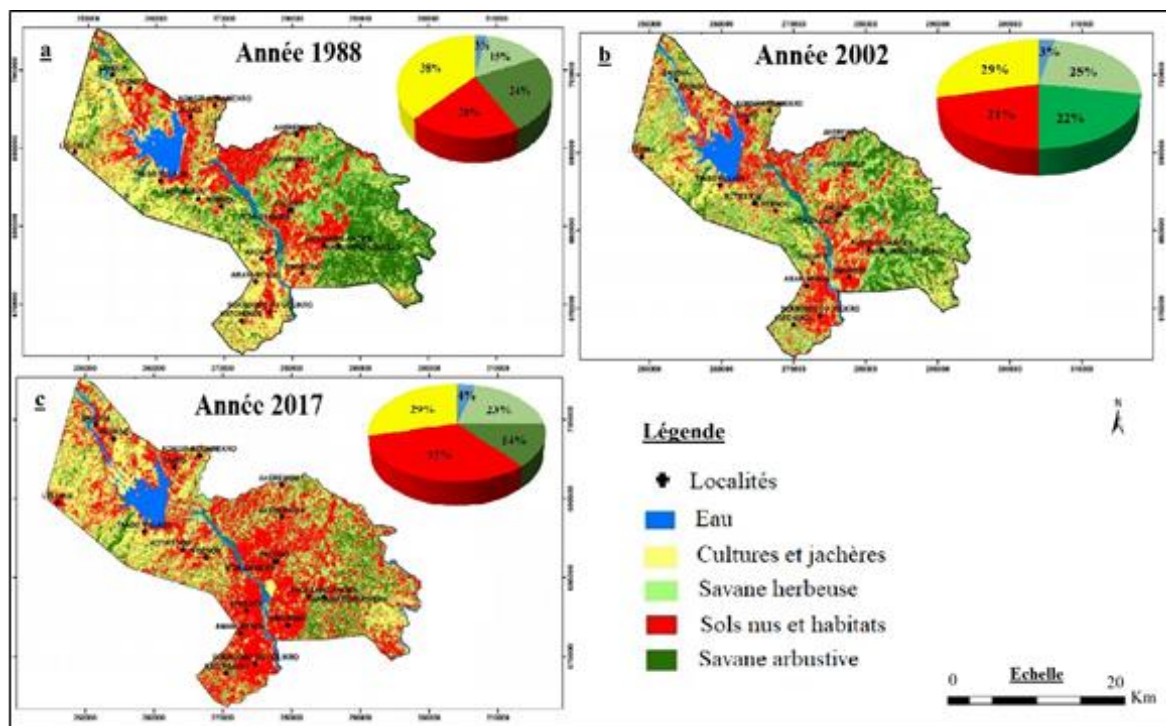


Fig. 2. Cartes d'occupations du sol de 1988, 2002 et 2017

4.2 VALIDATION ET SIMULATION DE LA CARTE D'OCCUPATION DU SOL DE 2050

La figure 3 propose une comparaison statistique des différentes unités d'occupation du sol. De manière générale, les proportions ne sont pas les mêmes entre l'image simulée de 2017 et l'image observée de 2017. Cependant, sur l'ensemble des deux cartes, les sols nus et habitats ont la plus grande superficie. Par contre, la superficie des sols nus au niveau de la carte observée est plus importante (32%) par rapport à la carte simulée (26%). Le constat est le même au niveau de la classe « culture et jachère ». Les proportions sur la carte observée sont plus grandes que les proportions sur la carte simulée. La proportion est plus élevée (26%) au niveau de carte simulée par rapport à la carte observée (21%). La seule classe restée stable sur les deux cartes est la classe « eau », la valeur est restée inchangée (4%). Les superficies des classes d'occupation du sol de la carte observée et simulée sont quasi semblables témoignant la performance du modèle.

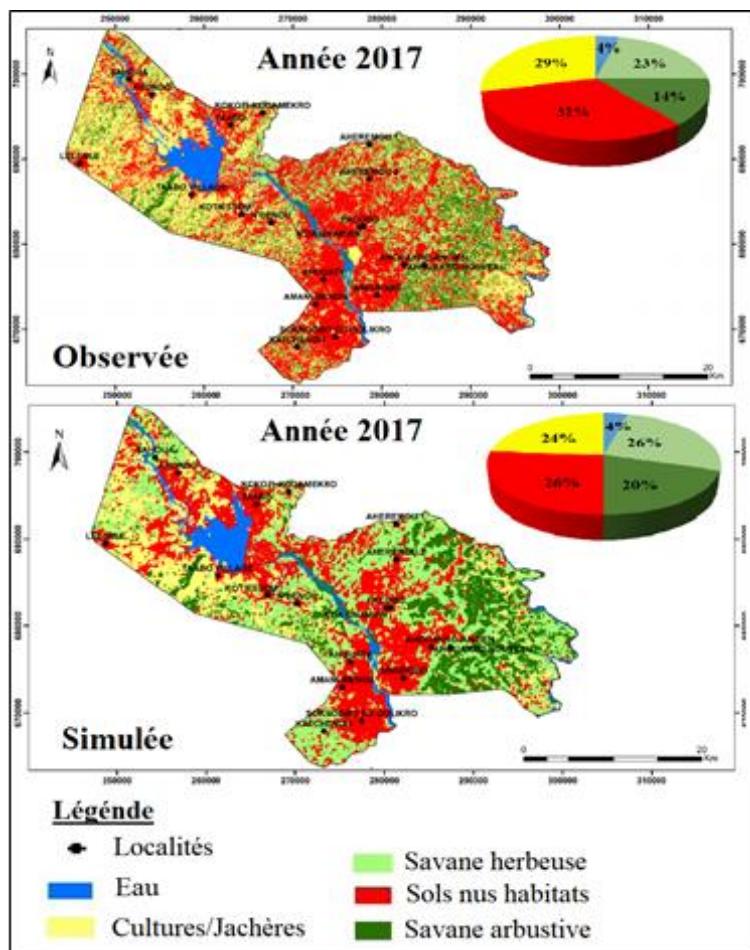


Fig. 3. Carte d'occupation du sol observée et simulée en 2017

La valeur de CROSTAB obtenue en croisant les deux images (observée et simulée) est de 0,51. Cette valeur est « bonne » car elle est comprise dans l'intervalle [0,40; 0,75]. Quant au module VALIDATE, il nous présente plusieurs indices parmi lesquels Klocation, Kstandard et Kno. Les valeurs obtenues sont respectivement 0,59; 0,51; 0,54. Ces valeurs étant comprises entre l'intervalle 0,40 et 0,75 sont considérées comme « bonne ». L'indice Klocation mettant en évidence la proportion de pixels bien classés par le modèle, peut être appréciée de manière visuelle en comparant l'image de référence et celle qui est issue de la simulation. Ensuite nous avons fait usage de la fonction CROSTAB du logiciel Idrisi pour valider la carte simulée. Ainsi, nous avons obtenu le coefficient de Cramer' s V. avec une valeur de 0,67 et une valeur de 0,51 pour le kappa.

SIMULATION DE L'OCCUPATION DU SOLE EN 2050

La superficie de l'eau passera de 3% à 5% par rapport à l'année 2017. Les sols nus constitueront la classe qui occupera la plus grande superficie avec 36% de la superficie totale du département. Les cultures et jachères passeront de 26% à 29% en 2050, une légère hausse de 3%. La savane herbueuse et la savane arbustive connaîtront des augmentations de superficie respectivement de 23% et 11% (figure 4).

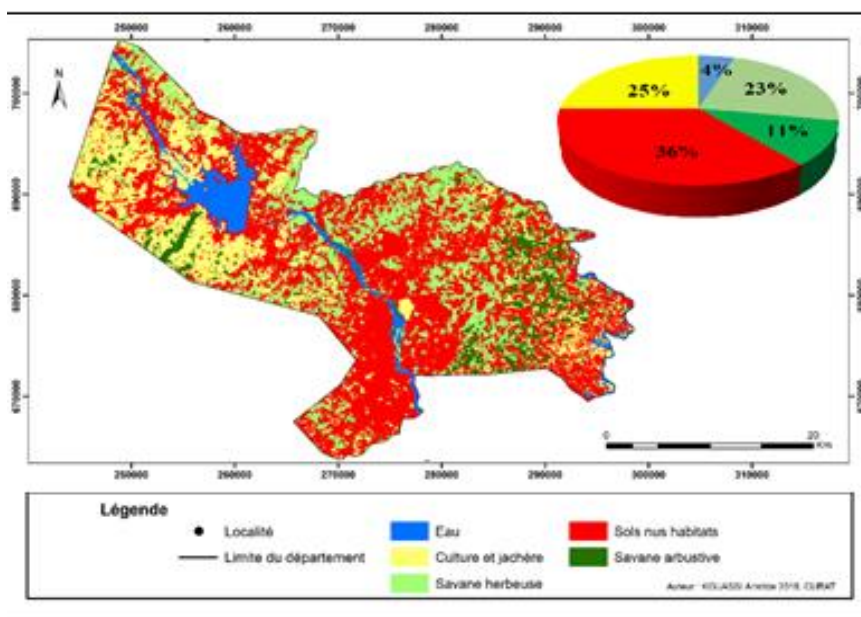


Fig. 4. Cartes d'occupations du sol de 2050

4.3 ANALYSE DE LA DYNAMIQUE DE L'OCCUPATION DES SOLS AUTOUR DU BARRAGE DE TAABO

CHANGEMENTS AU NIVEAU DES INTERVALLES DE TEMPS

La figure 5 indique les changements au niveau de l'intervalle de temps autour du barrage de Taabo. Le seuil de l'intensité uniforme de 2,08% et la période de 1988 à 2017 a été l'intervalle de temps avec la plus faible intensité. Ensuite, l'intensité augmentera atteindre 2,18% pendant la période de 2017 à 2050. Le changement global a été lent dans le premier intervalle de temps, mais sera plus rapide dans deuxième intervalle de temps.

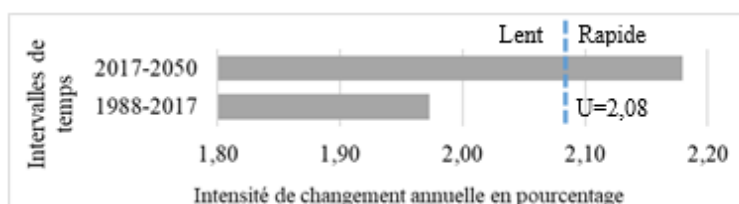


Fig. 5. Analyse d'intensité de niveau d'intervalle de temps

CHANGEMENTS AU NIVEAU DES CLASSES D'OCCUPATION DU SOL

Les changements au niveau des classes d'occupations des sols montrent que les gains et les pertes de superficies varient d'une classe à une autre (figure 6). Les seuils de l'intensité uniforme sont respectivement 1,97% et 2,18% pour le premier et deuxième intervalle de temps. La savane herbacée et les cultures et jachères ont connu des gains et pertes plus importants. Les intensités de gains et de pertes de l'eau et les sols nus et habitats sont dormantes, tandis que celles de la culture et jachère, savane herbacée et savane arbustive sont actives au cours de la période de 1988 à 2017. Pendant le deuxième intervalle de temps, la savane herbacée et la savane arbustive gagneront et perdront activement contrairement à l'intensité de gain et de perte de l'eau qui sera dormante. Les intensités de gains de la culture et jachère et sols nus et habitat seront actives mais leurs intensités de pertes seront dormantes.

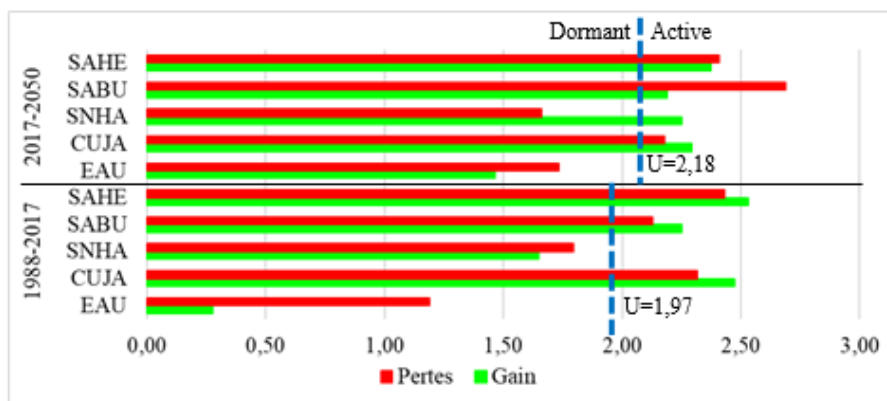


Fig. 6. Analyse d'intensité de niveau des classes d'occupation du sol

CHANGEMENTS RELATIFS AUX TRANSITIONS

Au niveau des transitions (figure 7-10), les transitions vers les cultures et jachères et les sols nus et habitats ont été analysées dans cette étude car ce sont ces classes qui ont varié le plus dans le temps et que les activités anthropiques ont tendances à les étendre autant que possible.

- **Transition des autres classes vers les cultures et jachères**

Les intensités seuils uniformes au cours du premier et deuxième intervalle du temps sont respectivement 0,72% et 0,65% (figure 7). La transition des savanes (arbusive et herbeuse) vers les cultures et jachères a été plus important. Pendant le premier intervalle de temps, le gain des cultures et jachères cible les sols nus et habitats, la savane arbusive et herbeuse mais évite l'eau. Ces mêmes changements seront aussi observés durant le deuxième intervalle de temps.

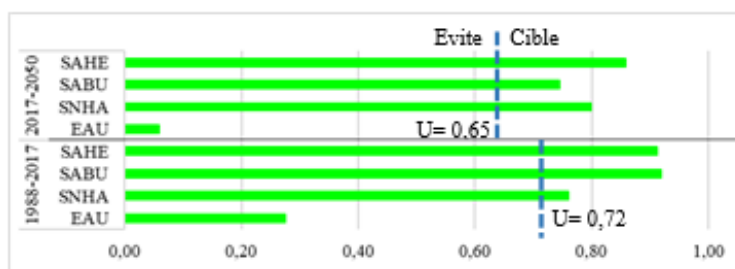


Fig. 7. Analyse d'intensité de transition des autres classes vers les cultures et jachères

- **Transition des autres classes vers les sols nus et habitats**

La figure 8 présente l'intensité de transition des autres classes vers la classe sols nus et habitats avec 0,38% d'intensité seuil uniforme pour le premier intervalle de temps et 0,99% pour le deuxième intervalle de temps. Le gain des sols nus et habitats a ciblé les cultures et jachères et la savane herbeuse, mais a évité l'eau et la savane arbusive au cours des deux intervalles de temps avec une augmentation d'intensité de transition.

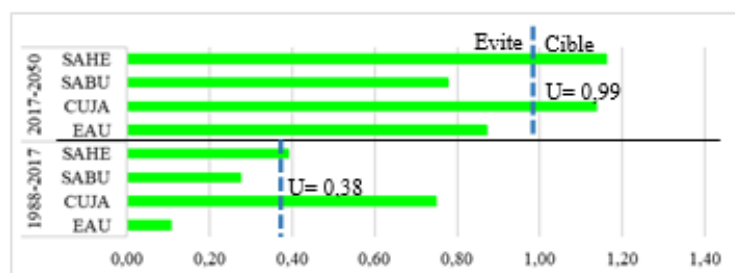


Fig. 8. Analyse d'intensité de transition des autres classes vers les sols nus et habitats

• **Transition des cultures et jachères vers les autres classes**

Le premier intervalle de temps a une intensité seuil uniforme de 0,55% et le deuxième intervalle de temps 0,60% (figure 9). La perte des cultures et jachères a ciblé sols nus et habitats et savane herbeuse et évite l'eau et savane arbustive dans le premier intervalle de temps. Par contre, dans le deuxième intervalle de temps elle ciblera la savane herbeuse, la savane arbustive et sols nus et habitats et continuera à éviter l'eau.

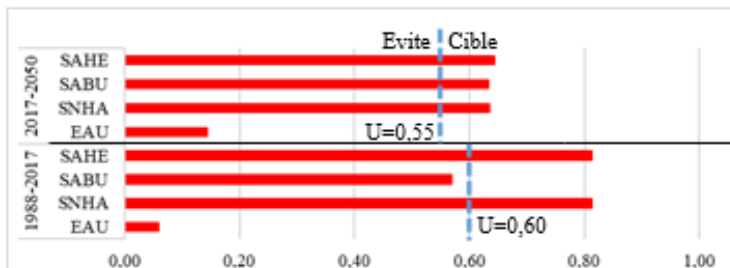


Fig. 9. Analyse d'intensité de transition des cultures et jachères vers les autres classes

• **Transition des sols nus et habitats vers les autres classes**

L'intensité de transition des sols nus et habitats vers les autres classes est illustrée par la figure 10. Elle montre que la perte des sols nus et habitats a ciblé les cultures et jachères et la savane herbeuse mais évite savane arbustive et l'eau pendant le premier intervalle de temps. Ces variations seront similaires dans le deuxième intervalle de temps.

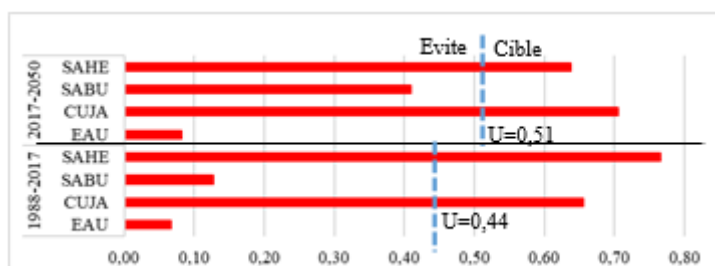


Fig. 10. Analyse d'intensité de transition des sols nus et habitats vers les autres classes

5 DISCUSSION

La dynamique spatio-temporelle et prévision de l'occupation du sol autour du barrage de Taabo (Côte d'Ivoire) a été étudiée à partir des données satellitaires Landsat TM 1988; ETM+, 2002; OLI, 2017). La classification supervisée par maximum de vraisemblance a mis en évidence cinq classes d'occupation du sol (sols nus habitats, savane herbeuse, savane arbustive, cultures et jachères et eau). Cette méthode a été utilisée par plusieurs auteurs dans différentes régions et a donné des résultats satisfaisants ([16]; [17]; [18]; [19]; [20]. Les précisions globales (91,78% pour 1988; 89,14% pour 2002 et 98,42% pour 2017) et les coefficients de Kappa (0,96; 0,92 et 0,97). Selon [21], la classification adoptée est valable et les cartes générées peuvent être exploitables si les indices de Kappa et les taux de classification global sont supérieurs à 50%. Les classifications effectuées dans ce travail ont des précisions globales très proches de 100% et coefficients de Kappa supérieur à 0,5 (50%), témoignant ainsi une satisfaction des résultats obtenus. Ces classifications permettent donc de faire un état des lieux de l'occupation du sol des différentes années et ainsi de percevoir l'évolution des différentes unités d'occupations du sol. Ces résultats corroborent avec les travaux de [22] dans la forêt classée d'Agbo (Côte d'Ivoire) qui ont indiqué les précisions globales et coefficients Kappa respectivement de 90,70% (0,89); 91,78% (0,90) et de 92,19% (0,91) pour 1987, 2002 et 2017 qui sont supérieur à 50%. L'analyse des cartes d'occupation du sol obtenues montrent un important changement des classes d'occupation du sol autour du barrage de Taabo. Les formations végétales (savanes arbustives et herbeuses) et la culture et jachère ont connu des pertes des surfaces au fil du temps au profit des sols nus habitats et eau qui ont augmenté de surfaces. Cela pourrait s'expliquer par la forte croissance démographique entraînant une densité élevée de population dans la région. En effet, selon [7], le nombre d'habitants de Taabo est passé de 20606 habitants en 1988 à 56422 habitants en 2014. De même, la densité de la population a augmenté de 216 hts/km² à 591 hts/km² sur la même superficie. En 26 années, l'augmentation de cette population a presque triplé entraînant ainsi l'extension des zones d'habitation. Ces résultats sont confirmés par les travaux de [23] dans le Mounjo au Cameroun qui ont indiqué que la forte densité de la population de cette zone constituait également l'une des causes de dégradation de ces formations végétales naturelles. En outre, la

baisse de superficie des cultures et jachères sur toute la période d'étude serait probablement due à l'urbanisation en progression dans la région. Vu la croissance démographique galopante (2,6%), les espaces étant forcément limités, ce sont les espaces naturels qui vont être utilisés pour l'expansion des villes, les réseaux de transport et les logements. Ces conclusions ne sont pas en accord avec les travaux d'autres auteurs à savoir [24], [25], [26], [27]. Ils ont montré plutôt une augmentation progressive des cultures et jachères au dépens des formations végétales. En outre, la simulation de la carte d'occupation du sol à l'horizon 2050 a été effectuée par les chaînes de Markov et les cellules automatiques stochastiques. La chaîne CA-Markov est un modèle de procédures stochastiques qui permet de passer d'une classe d'utilisation ou de couverture des terres à une autre classe d'utilisation ou de couverture des sols à l'aide d'une matrice de probabilité de transition [28]. Selon [29], c'est le modèle le plus approprié pour prédire le changement d'occupation du sol. Cette méthode a été utilisée par plusieurs auteurs [30] en Chine; [31] au Bénin; [32] à Addis Abeba et [33] à Gambella. Les résultats de la prédiction de 2017 à 2050 ont montré une augmentation de surface de l'eau, des sols nus, habitats et une régression de la savane arbustive et cultures et jachères. Ce qui est cohérent avec les résultats [32]. La régression de la formation naturelle (savane arbustive) dans les années à venir pourrait être due aux activités anthropogéniques futures (expansion des terres agricoles et des établissements) couplées à l'augmentation de la population dans la zone. La méthode d'intensité a montré que le changement global au niveau du premier intervalle de temps (1988 à 2017) a été lent par rapport au deuxième intervalle de temps (2017 à 2050) qui a été rapide. Cette accélération est cohérente avec la volonté du gouvernement de favoriser la croissance économique. [34] ont abouti à la même conclusion. Les intensités de gains et de pertes de l'eau et les sols nus et habitats sont moins intenses, tandis que celles de la culture et jachère, savane herbeuse et savane arbustive sont plus intenses au cours de la période de 1988 à 2017. Pendant le deuxième intervalle de temps, la savane herbeuse et la savane arbustive gagneront et perdront intensément contrairement à l'intensité de gain et de perte de l'eau qui sera moins intense. Les intensités de gains de la culture et jachère et sols nus et habitat seront plus intenses mais leurs intensités de pertes seront moins intenses. La transition des autres classes vers les cultures et jachères a été moins intense à l'exception de celle de l'eau vers les cultures et jachères qui s'est faite plus intensément au cours des deux intervalles de temps. Par contre, la transition de l'eau et la savane arbustive vers sols nus et habitats s'est faite de manière moins intense et celle de culture et jachère et savane herbeuse a été plus intense. Ces résultats de prédiction pourraient être utilisés comme guide pour aider les décideurs et les autorités en charge de la gestion de l'ouvrage hydroélectrique.

6 CONCLUSION

La méthode d'analyse d'intensité utilisée pour analyser la dynamique de l'occupation du sol autour du barrage de Taabo a montré les changements importants au niveau des intervalles de temps, au niveau des classes et des transitions. Le changement global sera plus rapide pendant le deuxième intervalle de temps (2017-2050) par rapport au premier intervalle de temps (1988-2017). Les sols nus, habitats et l'eau ont connu des pertes et gains de façon moins intense contrairement aux autres classes qui ont connu des pertes et gains de façon plus intense au cours du premier intervalle de temps. Durant le deuxième intervalle de temps, les gains et pertes de l'eau se feront moins intensément par contre les savanes arbustives et herbeuses gagneront et perdront intensément de surfaces. Quant aux sols nus et habitats et cultures et jachères, ils gagneront et perdront respectivement de manière plus intense et moins intense. La transition des autres classes vers les cultures et jachères s'est faite moins intensément à l'exception de celle de l'eau vers les cultures et jachères qui s'est faite plus intensément au cours des deux intervalles de temps. Par contre, la transition de l'eau et la savane arbustive vers sols nus et habitats s'est faite de manière moins intense et celle de culture et jachère et savane herbeuse s'est faite plus intensément.

REFERENCES

- [1] Masson D. V. et Noblet D. N. (2009). Le changement climatique et les terres, rapport scientifique, 25p.
- [2] N'guessan Bi V. H., et al, 2016, Apport des chaînes de Markov à la classification des images multispectrales landsat TM, ETM+ et OLI du département de Sinfra (Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire), article, International Journal of Innovation and Applied Studies ISSN 2028-9324 Vol. 17 No. 2 Jul. 2016, pp. 407-423.
- [3] FAO (2016). Forêts et agriculture: défis et possibilités concernant l'utilisation des terres. Rome, Italie, FAO, 137 p.
- [4] NEPAD-PDDAA, 2005, profil de projet d'investissement bancaire, Appui à la pêche continentale et lagunaire, rapport, 38p.
- [5] RGPH (2014). Rapport d'exécution et présentation des principaux résultats, Institut national de la statistique, 49p.
- [6] Guillaumet J.-L. Et Adjahohoun E. (1971). La végétation de la Côte d'Ivoire. Dans Milieu naturel de la Côte d'Ivoire. Mémoire ORSTOM, N° 50, pp 161-262.
- [7] Quegan S. And Ahmad A. (2012). Cloud masking for remotely sensed data using spectral and principal components analysis, Engineering, Technology and Applied Science Research (ETASR), 2, pp 221- 225.
- [8] Bergeri, Michel R., Boutin J.P. (2002). Pour tout savoir ou presque sur le coefficient kappa. Med Trop 2002; 62: 634-636, 4p.
- [9] Eastman J. R., (2012). IDRISI Selva Tutorial, Manual Version 17, Clark University 354p.
- [10] Edea O., Orekan V. O. A., Boko M., (2018). Validation spatiale du modèle land change modeler (LCM) à partir des changements d'occupation des terres dans l'hydroécocorégion de la Donga. p24.
- [11] Aldwaik S. Z. And Pontius Jr R. G. (2012). Intensity Analysis to Unify Measurements of Size and Stationarity of Land Changes by Interval, Category, and Transition. Landscape Urban Plan., volume 106, pp 103-114.

- [12] Aldwaik, S. Z. and Pontius Jr R. G. (2013). Map errors that could account for deviations from a uniform intensity of land change. *International Journal of Geographical Information Science*, volume 27, pp 1717-1739.
- [13] Sylla d. Et hauhouot c. (2016). Dynamique de l'occupation du sol dans la zone dense de Korhogo à partir d'une approche « pixel par pixel » appliquée à des images Landsat TM/ETM+. *Revue de Géographie Tropicale et d'Environnement*, n°2, pp. 31-39.
- [14] Tadesse L., Suryabhadgavan K.V., Sridhar G., Legesse G. (2017). Land use and land cover changes and Soil erosion in Yezat Watershed, North Western Ethiopia. *International Soil and Water Conservation Research*. Volume 5, Issue 2, pp. 85-94.
- [15] Phiri D., Morgenroth J. (2017). Developments in Landsat Land Cover Classification Methods: A Review. *Remote Sensor*, 9, 967. 25p.
- [16] Kouamé Y. M., Obahoundje S., Diedhiou A., François B., Amoussou E., Anquetin S., Didi R. S., Kouassi L. K., N'guessan Bi V. H., Soro E. G., Yao E. K. (2019). Climate, Land Use and Land Cover Changes in the Bandama Basin (Côte D'Ivoire, West Africa) and Incidences on Hydropower Production of the Kossou Dam. *Land*, 8 (7), 103. 21p.
- [17] Biga I., Amani A., Soumana I., Bachir M. Et Mahamane A. (2020). Dynamique spatio-temporelle de l'occupation des sols des communes de Torodi, Gothèye et Tagazar de la région de Tillabéry au Niger. *International Journal of Biological and Chemical Science*. 14 (3): pp 949-965.
- [18] Kabba, V. T. S., and Li, J. (2011). Analysis of Land Use and Land Cover Changes, and Their Ecological Implications in Wuhan, China. *Journal of Geography and Geology*, 3, 104.
- [19] N'GUESSAN A. E., AKPA Y. L., YAO N., KASSI J. N'D (2019). Cartographie de la dynamique du couvert végétal de la forêt classée d'Agbo 1 Cote d'Ivoire. *gronomie Africaine* 31 (1): pp 1 - 14.
- [20] Tsewoue M. S., Tchamba M., Avana M. L. Et Tanougong A.D. (2020). Dynamique spatio-temporelle de l'occupation du sol dans le Mounjo, Région du Littoral, Cameroun: influence sur l'expansion des systèmes agroforestiers à base de bananiers. *International journal of biological and chemical sciences*. 14 (2): pp 486-500.
- [21] Mamane B, Amadou G, Barrage M, Comby J, Ambouta JMK. 2018. Dynamique spatiotemporelle d'occupation du sol dans la Réserve Totale de Faune de Tamou dans un contexte de la variabilité climatique (Ouest du Niger). *International journal of biological and chemical sciences*, 12 (4): 1667-1687.
- [22] Solefack MC, Njouonkou AL, Temgoua LF, Djouda R, Zangmene JB, Ntoupka M. (2018). Land-Use/ Land-Cover change and Anthropogenic Causes Around Koup Matapit Gallery Forest, West-Cameroun. *Journal of Geography and Geology*., 10 (2): 201-219. DOI: <http://dx.doi.org/10.5539/jgg.v10n2p56>.
- [23] Tanougong NA. (2019). Modélisations prédictives des changements d'occupation des sols à l'horizon 2035: cas du massif forestier intercommunal de Bélabo-Doumé-Diang, dans la Région de l'Est-Cameroun. *Mémoire de Master of Science en foresterie*, Université de Dschang, P. 137.
- [24] Ouattara T. A., Kouamé K. F., Zo-Bi I. C., Vaudry R., Grinand C., (2021). Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire: impact des cultures de rente sur la forêt. *Bois et Forêts des Tropiques*, 347: pp 89-104.
- [25] G. Vazquez-Quintero, R. Solis-Moreno, M. Pompa-Garcia, F. Villarreal-Guerrero, C. Pinedo-Alvarez, and A. PinedoAlvarez (2016). "Detection and projection of forest changes by using the Markov chain Model and cellular automata," *Sustainability*, vol. 8, no. 3, p. 236.
- [26] Kumar S., Radhakrishnan N., And Mathew S. (2014). Land use change modelling using a Markov model and remote sensing," *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, vol. 5, no. 2, pp. 145-156.
- [27] E. Yirsaw, W. Wu, X. Shi, H. Temesgen, and B. Bekele (2017). Land use/land cover change modeling and the prediction of subsequent changes in ecosystem service values in a coastal area of China, the Su-Xi-Chang Region," *Sustainability*, vol. 9, no. 7, p. 1204, 2017.
- [28] 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, *Article*, vol 2, n°1, *European Scientific Journal*, 19p.
- [29] Mohamed and H. Worku, (2020). Simulating urban land use and cover dynamics using cellular automata and Markov chain approach in Addis Ababa and the surrounding," *Urban Climate*, vol. 31, Article ID 100545. 16p.
- [30] Tadese S., Soromessa T., Bakele T. (2021). Anlysis of the current and future prediction of Land Use/Land Cover Change using remonte sensing and the CA-Markov Model in Majang forest biosphere reserves of Gambell, southwestern Ethiopia. *The scientific world journal*, volume 2021, Article ID 6685045, 18p.
- [31] Akinyemi, F. O., Pontius Jr R. G. And Braimoh A. K. (2017). Land Change Dynamics: Insights from Intensity Analysis Applied to an African Emerging City. *Journal of Spatial Science* 62 (1): pp 69-83.