

Dynamique d'occupation du sol du bassin versant de la volta, par la méthode de l'arbre de décision, à partir des images multispectrales de la génération Landsat de 1990 à 2020

NJEUGEUT MBIAFEU Amandine Carine², YOUAN TA Marc^{1,2},
SOROKOBY Vano Mathunaise¹, ASSOMA Tchimou Vincent^{1,2}, ADJA
Miessan Germain³ et JOURDA Jean Patrice^{1,2}

¹ Unité de Formation et de Recherche des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (UFR-STRM)
/ Université Félix Houphouët-Boigny d'Abidjan-Cocody, Côte d'Ivoire

² Centre Universitaire de Recherche Appliquée en Télédétection (CURAT/Université Félix Houphouët-Boigny
d'Abidjan-Cocody, Côte d'Ivoire

³Ecole Normale Supérieure (ENS), Abidjan, Côte d'Ivoire

RESUME: L'objectif de cette étude est de présenter l'évolution des unités d'occupation du sol, de la partie ivoirienne du bassin versant de la Volta, située au nord-est de la Côte d'Ivoire, à partir de la classification supervisée par l'arbre de décision des images multispectrales de la génération Landsat (TM 1990 ; ETM+ 2005 et OLI 2020). L'approche méthodologique combine le prétraitement des images, l'identification des classes d'unités d'occupation du sol, la construction et l'exécution de la classification par arbre de décision et la quantification du changement. La classification supervisée par arbre de décision, nous a permis d'obtenir les cartes d'occupation du sol en 1990, 2005 et 2020 avec cinq classes d'occupation du sol représentées (forêts, savane, cultures/jachères, habitats/sols nus, et eau). L'analyse de l'évolution des unités d'occupation du sol de 1990 à 2020 présente une tendance progressive 0.52% (habitats/sols nus) et 27.41% (cultures/jachères), et une tendance régressive -11.77%(forêt); -15.72% (savane) et -0.44%(eau). La quantification du changement de 1990 à 2020 est évaluée par un taux de changement (Tc) estimé à -27.97% (forêt); 596.84% (culture/jachère); 140.53% (habitat/sols nus); -25.87% (savanes) et -90.75% (eau). Cette évolution est due à l'expansion des cultures, l'expansion des zones habitées, l'assèchement total des cours d'eau en saison sèche et la confusion observée entre certaines unités d'occupation du sol.

KEYWORDS - occupation du sol, détection du changement, arbre de décision, classification supervisée – Volta

Date of Submission: 07-05-2021

Date of Acceptance: 21-05-2021

I. INTRODUCTION

Cette étude traite de la dynamique spatio-temporelle des unités d'occupation du sol de la partie ivoirienne du bassin versant de la volta. Les unités d'occupation du sol évoluent au cours du temps. En télédétection, cette évolution est à la fois un mouvement spectral et/ou spatial d'une entité à travers le temps [1], [2]. Reconnaître un changement consiste en la détection de régions changées dans plusieurs images de la même scène prise à des instants différents [3]. Les changements les plus spectaculaires sont d'origine anthropique et sont relatifs aux modes d'occupation du sol [4]. La région de Bondoukou est confrontée à d'énormes difficultés liées à une forte variabilité spatio-temporelle des éléments de son climat. La mauvaise répartition des précipitations et la dégradation des ressources naturelles (eau, végétation) ou le sol constituent de véritables fléaux qui précarisent le mode de vie des populations. Pour faire face à leurs besoins fondamentaux, elles se livrent à des activités agropastorales qui accentuent le changement de la configuration du paysage de toute la région. La dynamique des unités d'occupations du sol au cours de ces trente (30) dernières années est liée à l'action anthropique dans un contexte de variabilité climatique.

Pour observer et évaluer ces évolutions environnementales dans le temps et dans l'espace, la télédétection permet de suivre des paramètres caractéristiques qui leur sont propres. Il s'agit d'identifier la nature du changement que l'on souhaite détecter ; sélectionner le capteur le mieux approprié ; appliquer une méthodologie de traitement et mettre à la disposition des autres les résultats obtenus pour les prises de décision comme démontré dans les travaux de [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12], [4].

Depuis l'avènement des capteurs à haute (HRS) et très haute résolution spatiale (THRS) lancés à partir des années 1990, les méthodes de traitement d'images (classification) sont de plus en plus développées. Les méthodes couramment utilisées, notamment le maximum de vraisemblance, présentent de bons résultats mais

restent limitées devant un relief contrasté à cause des confusions non négligeables. Ce constat sous-tend l'intérêt d'explorer d'autres méthodes de classification d'images.

La classification supervisée par arbre de décision, utilisée pour évaluer la dynamique de l'occupation du sol, répond à un problème de discrimination. Cette méthode consiste à prendre des décisions en plusieurs étapes en vue de mettre en relief une classe particulière d'objets, selon son comportement spectral dans une bande ou d'une transformation en néocanaux. Il s'agit d'une méthode supervisée itérative, dite de partitionnement récursif des données. En effet, la méthode construit des classes d'individus, les plus homogènes possible, en posant une succession de questions binaires (de type oui/non) sur les attributs de chaque individu.

La présente étude se fixe comme objectif général d'analyser la dynamique d'occupation de l'espace de 1990 à 2020. De façon spécifique, il s'agit de cartographier les unités d'occupation des sols par la méthode de l'arbre de décision en 1990, 2005 et 2020 à partir des images de la génération Landsat et ressortir leurs évolutions en analysant les superficies et les taux de changement.

II. PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE

Le secteur qui fait l'objet de cette étude est la partie ivoirienne du bassin versant de la volta située au Nord-Est de la Côte d'Ivoire, entre les latitudes 7°50'N et 10°00'N et les longitudes 3°40'W et 2°30'W. Elle s'étend sur une superficie d'environ 12 960 km² et est délimitée par les départements de Doropo, Bouna, Bondoukou, Tehini et Nassian (Fig.1).

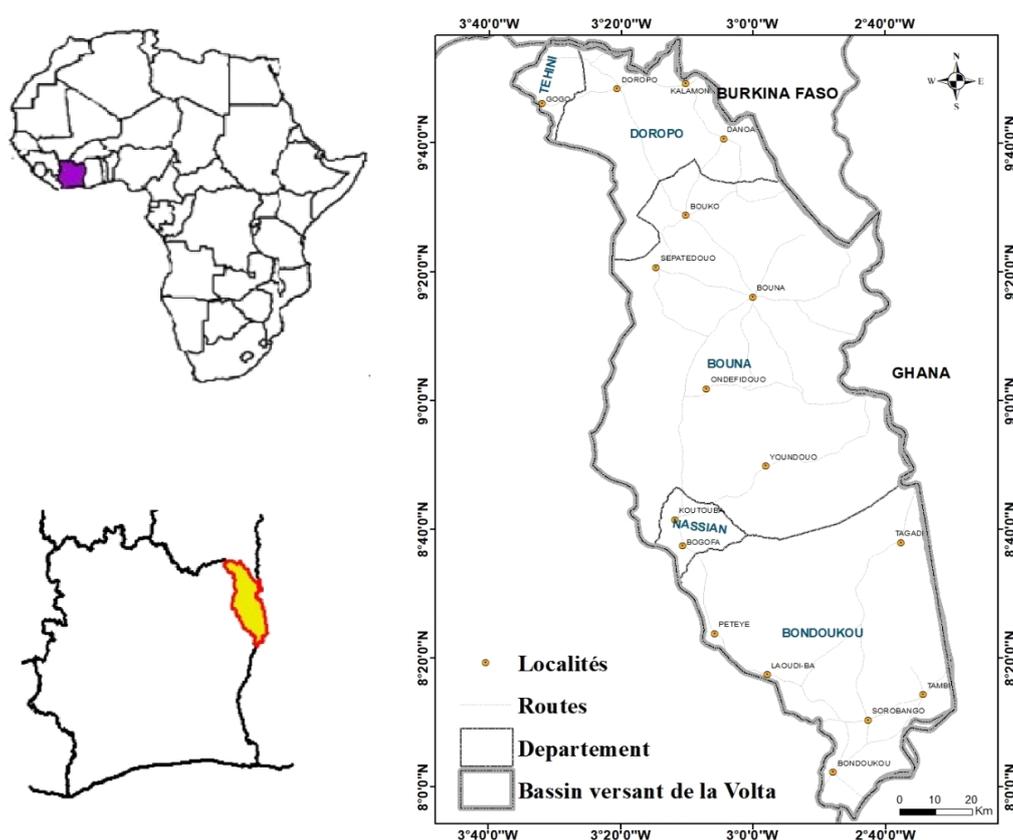


Fig. 1. Localisation de la zone d'étude

Le climat de la zone d'étude est de type baouléen. Les données des stations pluviométriques des localités de Bouna, Bondoukou, Tehini, Nassian et Doropo, de 1990 à 2020, ont servi à expliciter le climat du bassin. L'analyse du graphe de pluviométrie de la zone d'étude (Fig.2) met en relief quatre (4) saisons dans la zone d'étude : une grande saison sèche allant de novembre à mars, une grande saison de pluie allant d'avril à juin, une petite saison sèche allant de juillet à août, et une petite saison de pluie allant de septembre à octobre avec une pluviométrie maximale en septembre.

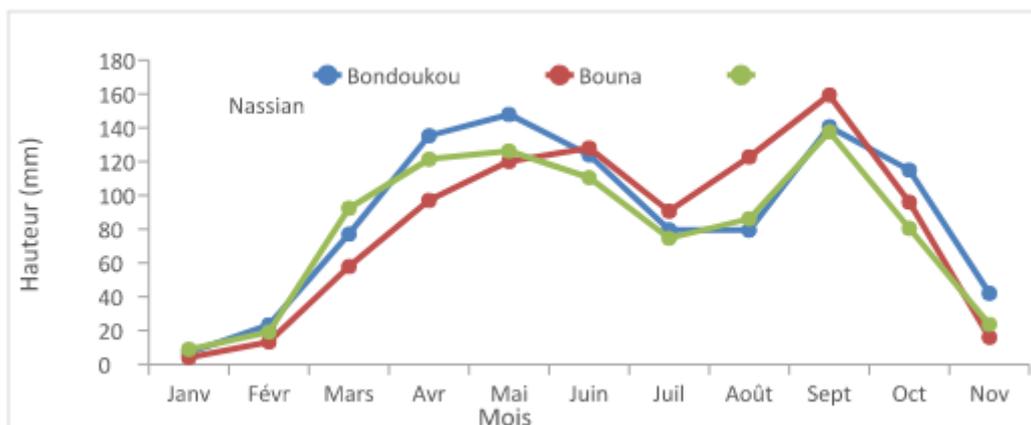


Fig. 2. Pluviométrie moyenne des départements de Bondoukou et de Bouna de 1990 à 2019 (Source : SODEXAM).

La topographie de la zone présente des surfaces au profil différent (Fig 3). Il se distingue un relief très accidenté (on y rencontre des sommets culminant à 560 m pour le Mont Zanzan et 700 m pour la montagne de Koun), entre lesquels se trouvent des pédiplains notamment dans les départements de Bondoukou et de Bouna, et des plaines intérieures de 200 à 300m d'altitudes. L'altitude est comprise entre 210 et 770 m, avec des pentes qui varient de 0 à 61°.

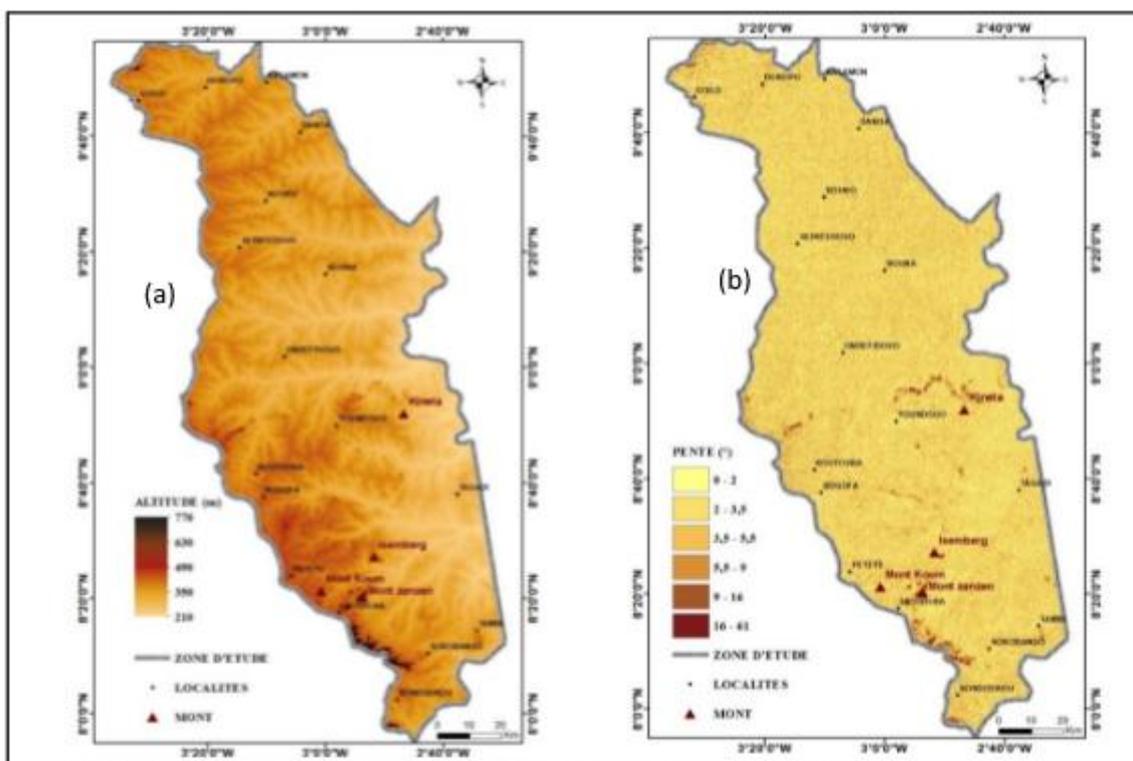


Fig. 3. Physiographie du bassin versant de la Volta, (a) carte de relief et (b) carte de pente, extrait du MNT Alos Polsar de 12.5m*12.5m de résolution spatiale

III. MATÉRIEL ET MÉTHODES

3.1 Données et matériel

Les données utilisées se composent, essentiellement, d'images satellitaires, de données cartographiques et de données météorologiques.

Les données de base utilisées sont des images optiques des générations Landsat 4 et 5 avec le capteur TM (Thematic Mapper) en 1990, Landsat 7 avec le capteur ETM+ (Enhanced Thematic Mapper) en 2005 et Landsat 8 avec le capteur OLI (Operational Land Imager) en 2020 (en téléchargement libre sur le site <http://earthexplorer.usgs.gov/>). Ces images ont été choisies du fait de leurs caractéristiques spectrales (images

prises sur différentes longueurs d'ondes), spatiales (haute résolution) et temporelle (bonne répétitivité) permettant une bonne cartographie de l'occupation du sol à grande échelle. Les bandes du multispectrale (bleue, verte, rouge, proche infrarouge, infrarouge moyen et lointain), ont servi à la réalisation de ce travail.

La zone d'étude est couverte par quatre scènes (les scènes 195/054 ; 195/053 ; 196/054 et 196/053), pour chacune des périodes étudiées. Ces quatre scènes ont été acquises en décembre/janvier, périodes choisies à cause des saisons climatiques et de la disponibilité des images multispectrales Landsat TM (1990) ; ETM+ (2005) et OLI (2020), de bonne qualité (faible couverture nuageuse). L'écart de 15 ans (1990-2005 et 2005-2020), permet de mieux observer le phénomène de variabilité climatique.

Le GDEM ALOES de résolution spatiale (12,5m x 12,5m), est exploité pour extraire le relief et la pente de la zone d'étude.

Les données météorologiques utilisées sont constituées des données de hauteurs de pluies, provenant de la Société de Développement et d'Exploitation Aéronautique et Météorologique (SODEXAM). Ces données couvrent les localités de Bondoukou, Bouna et Nassian sur les périodes allant de 1990 à 2020. Elles sont exploitées pour étudier la variation de la pluviométrie dans la zone d'étude.

Quatre logiciels ont permis la réalisation de cette étude : IMPACT Toolbox3.3 utilisé pour les différents prétraitements des images, ENVI 5.3 pour la classification supervisée par l'arbre de décision ; Qgis 2.18 utilisé pour habiller et éditer les différentes cartes, et Microsoft Excel pour l'analyse statistique des résultats obtenus.

3.2 Méthodologie

La méthodologie, résumée à la figure 4, consiste à comparer les cartes d'occupation du sol de 1990, 2005 et 2020. L'objectif est de mieux discriminer et extraire les classes d'occupation du sol sur les images Landsat, par la méthode de l'arbre de décision. Le processus s'est fait en cinq (05) étapes essentielles : i) le prétraitement des images TM (1990), ETM+ (2005) et OLI (2020) ; ii) l'identification des unités d'occupation du sol, iii) la construction de l'arbre de décision, de 1990, 2005 et 2020, à partir des images de la génération Landsat ; iv) l'exécution et la validation des résultats de la classification supervisée par l'arbre de décision ; puis v) la quantification du changement.

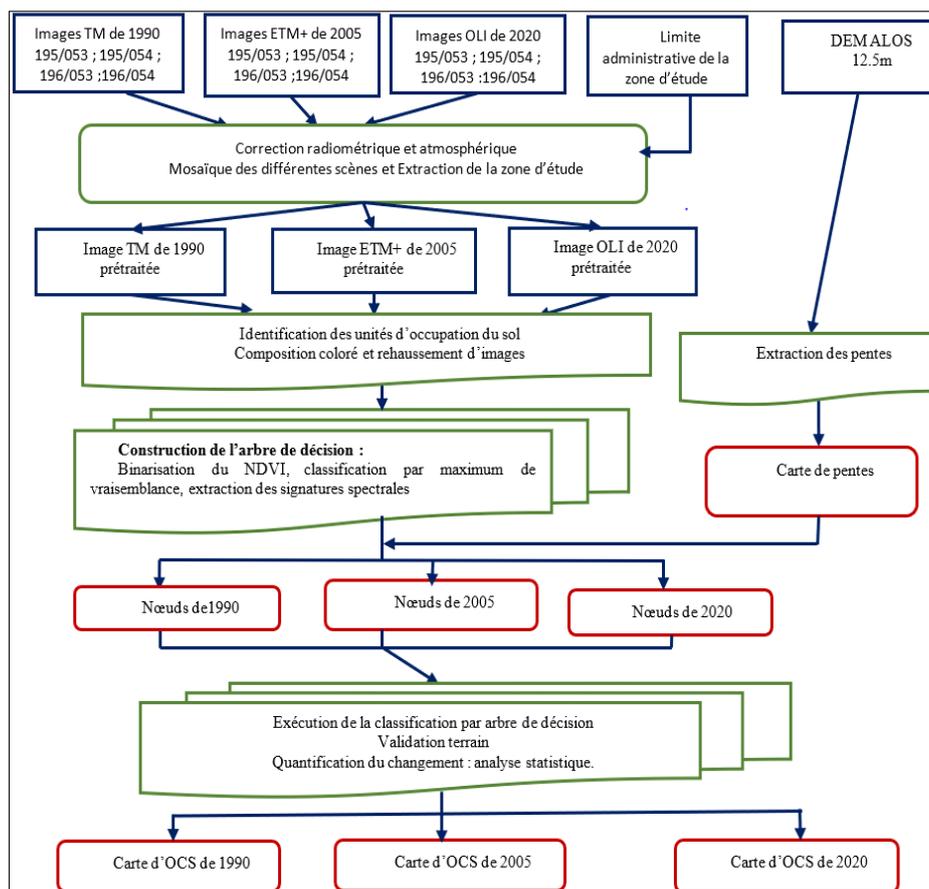


Fig. 4. Processus de classification des unités d'occupation du sol par arbre de décision à partir des images de télédétection

3.2.1. Prétraitement des images Satellitaires

Seules les corrections radiométrique et atmosphérique, la mosaïque puis l'extraction de la zone d'étude ont été effectuées sur les différentes images.

La couverture de la zone d'étude a nécessité quatre (04) scènes du découpage landsat (path/row 195/053 ; 195/054 ; 196/053 et 196/054). Les images Landsat acquises, ont été fournies avec une correction géométrique (WGS 84 zone 30N), niveau de correction (Level 1T). Les opérations préalablement réalisées (corrections radiométrique et atmosphérique) ont permis d'avoir des scènes ayant au mieux des informations radiométriques uniformisées. Pour aboutir aux images corrigées depuis le logiciel IMPACT Toolbox, les images brutes ont subies une décompression, empilage de couches et archivage grâce à l'outil « Zip To Geotif ». Ensuite une conversion des valeurs brutes du nombre numérique (DN) en valeurs du sommet de l'atmosphère (TOA) : les données de réflectance provenant de différents capteurs/plateformes sont calibrées à une échelle radiométrique commune, minimisant ainsi les différences spectrales causées par le temps d'acquisition, l'élévation du soleil et la distance soleil-terre, grâce à l'outil « DN to TOA Reflectance ». La mosaïque des scènes par capteurs a ensuite été effectuée grâce à l'outil « Mosaic », suivie de l'extraction de la zone d'étude à partir de l'outil « Image clip ».

Le MNT Alos de 12.5m de résolution spatiale, étant construit à partir de balayage radar, certaines zones à l'abri des ondes de ce balayage peuvent être à l'origine de pixels manquants sur l'image. Il est donc important de combler ces vides par interpolation (méthode du plus proche voisin). De plus dans l'optique d'uniformisation des valeurs de pixels, un rééchantillonnage du MNT à 10 m x 10 m a été réalisé grâce à l'outil « Aligner raster » du logiciel QGIS.

3.2.2. Identification des classes d'occupation du sol

L'unité du paysage ou faciès image est défini comme un ensemble de surfaces ayant des caractéristiques (spectrale, morphologique et textural) communes sur une image. Les rayonnements réfléchis en fonction de la longueur d'onde sont appelés signature spectrale de la surface. L'eau, les sols nus et les habitats, reflètent différemment selon les canaux.

La composition colorée (PIR-MIR1-MIR2), soit 4-5-7 pour TM et ETM+, et 5-6-7 pour OLI, a été effectuée pour l'identification des classes d'occupation du sol sur les images.

La bande du Proche Infrarouge (PIR) réfléchit plus la végétation et distingue les cultures des sols nus ; la bande du Moyen Infrarouge (MIR 1) sépare les forêts des cultures et la bande de l'Infrarouge Lointain (MIR 2) a une forte réflectance pour les sols nus et les zones d'habitats.

Lors d'une mission de terrain effectuée dans la zone d'étude, une observation directe et plus rapprochée a été effectuée. À partir de cette observation, six classes d'occupations du sol ont été retenues :

- **Classe Forêt** : Constituée des îlots forestiers, des forêts dégradées moins denses, des forêts hydromorphes...
- **Classe cultures ou jachères** : Les cultures pérennes sont représentées par des plantations arbustives telles que les anacardes. Et, les cultures annuelles sont représentées par des plantes herbacées telles que l'igname et le riz.
- **Classe savane** : constituée des savanes arbustives, arborée et herbeuses.
- **Classe habitat / sol nu** : Elle est représentée par les localités, les affleurements rocheux et les sols défrichés et les pistes ou routes
- **Classe Eau** : La végétation qui suit les cours d'eau leur est souvent confondue sur les images. En saison sèche les cours d'eau de la zone d'étude sont totalement asséchés [13].

3.2.3. Construction de l'arbre de décision, de 1990, 2005 et 2020, à partir des images Landsat

La classification supervisée par arbre de décision, des images optiques LANDSAT de capteur multispectrales TM, ETM+ et OLI, a nécessité plusieurs opérations. L'objectif étant de créer des images de conditions (nœuds internes de l'arbre ou décision), qui sont des images tests à intégrer dans l'arbre de décision, étiquetées par les valeurs possibles que peut prendre la classe à extraire. Les nœuds internes, pour chaque classe à extraire, sont réalisés sur les images multispectrales TM, ETM+ et OLI, puis intégrés dans le module « Decision tree » du logiciel Envi 5.3 pour l'exécution de la classification supervisée par arbre de décision.

3.2.4. Extraction de la classe habitat / sol nus

Les rayons réfléchis par le sol nu augmentent légèrement de la plage visible à la plage infrarouge du spectre. La segmentation de la classe zones habitées / sols nus est effectuée sur la bande MIR 2 car les sols nus réfléchissent fortement dans ce canal alors que la végétation et l'eau absorbent le rayonnement, ce qui permet de distinguer les sols nus. Sont considérés comme zones habitées / sols nus, les éléments dont la réflectance dans le MIR 2 est supérieure à 40, 50 et 48 (compte numérique) avec une pente inférieure à 10°, respectivement sur les bandes TM 7, ETM+ 7 et OLI 7.

Le fichier image binaire résultant est codé 1 pour les valeurs correspondant à la classe Habitat/sol nu et 0 pour le reste de valeurs.

3.2.5. Extraction de la classe eau

En règle générale, l'eau ne réfléchit que dans la plage de lumière visible. Dans la mesure où l'eau ne réfléchit quasiment pas dans la plage du proche infrarouge, elle est très différente des autres surfaces. Ainsi, les surfaces d'eau seront clairement délimitées en tant que zones sombres (faibles valeurs de pixels) sur les images enregistrées dans le PIR.

Les objets correspondant à cette classe d'occupation du sol, ont pour réflectance dans le PIR les valeurs inférieures à 25, 29 et 29 (compte numérique) avec une pente inférieure à 10°, respectivement sur les bandes TM 4, ETM+ 4 et OLI 5.

Le fichier image binaire résultant est codé 1 pour les valeurs correspondantes à la classe eau et 0 pour le reste de valeurs.

3.2.6. Extraction de la classe culture

La signature spectrale des plantes vertes est très caractéristique. La chlorophylle d'une plante en développement absorbe la lumière visible, surtout la rouge, pour l'utiliser lors de la photosynthèse tandis que la lumière du proche infrarouge se réfléchit très efficacement car la plante évite tout réchauffement inutile ou perte de sève par évaporation. Par conséquent, la réflectance de la végétation dans le proche infrarouge et dans les plages visuelles du spectre, varie considérablement. Le niveau de différence révèle l'ampleur de la zone couverte par des feuilles vertes en croissance.

Les zones de cultures, sont segmentées sur la bande du PIR pour retenir comme zone de culture le segment dont le compte numérique est compris entre 42-50 ; 41-45 ; et 44-50 respectivement sur les bandes TM 4, ETM+ 4 et OLI 5. Le fichier image binaire résultant est codé 1 pour les valeurs correspondantes aux cultures et 0 pour le reste de valeurs.

3.2.7. Extraction des savanes : classification par maximum de vraisemblance

La classification par maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood) est un algorithme qui repose sur la règle de Bayes. Elle est basée sur des méthodes probabilistes permettant de calculer pour chaque pixel de l'image sa probabilité d'être rattachée à telle classe plutôt qu'à telle autre [14]. Le pixel est affecté à la classe dont la probabilité d'appartenance est la plus élevée.

Pour maximiser la classification par arbre de décision, une classification binaire par maximum de vraisemblance, avec la classe savane codée 1 et la classe constituée du reste des unités d'occupation du sol (sols nus, cultures, eau, forêts et habitats) codée 0, a été effectuée.

3.2.8. Extraction des forêts et des forêts dégradées : Binarisation du NDVI

L'Indice normalisé de végétation (NDVI), mesure l'activité chlorophyllienne. L'indice de végétation se présente sur une bande en ton de gris : du noir signifiant l'absence de couverture végétale au blanc qui rend compte d'une activité chlorophyllienne très élevée [15]. La végétation saine absorbe une grande quantité de lumière Rouge et réfléchit une grande quantité de lumière IR.

Le calcul du NDVI [15], sur les différentes images multispectrales TM ; ETM+ et OLI, a été possible grâce à l'outil Band Math, du logiciel Envi 5.3. Sa formule est donnée par l'équation 1.

Les valeurs obtenues sont comprises entre -1 et 1. Elles peuvent être stratifiées afin d'être interprétées. Les valeurs de NDVI comprises entre -1 et 0 indiquent la présence des surfaces telles que l'eau. Les valeurs supérieures à 0 et inférieures à 0,1 indiquent la présence des sols et habitat. Les valeurs supérieures ou égale à 0,1 indique la présence de couvert végétal. Plus cette valeur tend vers 1, plus le couvert végétal est dense.

L'extraction de la classe forêt avec un couvert végétal plus dense ($NDVI \geq 0.5$), dans la classification des images multispectrales TM, ETM+ et OLI est rendue possible en injectant dans l'arbre de décision le fichier image binaire correspondant aux forêts (la classe forêt codée 1).

De même l'extraction de la classe forêt dégradée avec un couvert végétal moins dense ($0.1 \leq NDVI < 0.5$) dans la classification des images multispectrales TM, ETM+ et OLI, a été réalisée en injectant dans l'arbre de décision le fichier image binaire correspondant aux forêts dégradées (la classe forêt dégradée codée 1).

Les deux classes fusionnées constituent la classe Forêt de la classification finale obtenue.

3.2.9. Exécution et évaluation de la classification par arbre de décision proprement dite

Cette étape consiste à regrouper toutes les classes codées 1 pour en faire une image classifiée pour chaque année, grâce à l'outil Décision tree du logiciel Envi.

Pour évaluer la précision des résultats obtenus, on génère une matrice de confusion que l'on analyse [16]. La matrice de confusion est un rapport statistique réalisé sur la base des sites d'entraînement qui permet d'évaluer la capacité des images satellitaires à discriminer les différentes classes d'occupations retenues [17].

La matrice de confusion de la classification réalisée, offre une mesure quantitative de la qualité de l'échantillonnage et la séparabilité des classes, et permet de déterminer la précision globale (Équation 2) et l'indice Kappa (Équation 3) de la classification par arbre de décision.

3.2.10. Précision globale (PG) :

La Précision globale (Équation 2) [18] permet d'évaluer la précision des pixels classés par rapport au nombre total des pixels des zones test. Elle est comprise entre 0 et 100%

Avec : i : identifiant de la classe, D : diagonale en i , k : nombre de pixels de la classe i

3.2.11. Coefficient Kappa :

Le coefficient kappa (Équation 3) [18], permet d'évaluer globalement la fiabilité des résultats de la classification par rapport aux données de référence. Il est compris entre 0 et 1.

Avec : x_{i+} : total en colonne de la classe i , x_{+i} : le total en ligne de la classe i , x_{ii} : la somme des diagonales et N : le nombre d'observations ($N=100$)

Les valeurs du kappa inférieures à 0,40 environ peuvent être considérées comme un mauvais accord au-delà du hasard, celles comprises entre 0,40 et 0,75 peuvent être considérées comme représentatives d'un accord juste à bon au-delà du hasard, et les valeurs supérieures à 0,75 peuvent être considérées comme un excellent accord au-delà du hasard [19].

À l'issue de cette validation, les cartes d'occupation du sol de la partie ivoirienne du bassin versant de la Volta en 1990, 2005 et 2020 ont été obtenues.

Les données classées ont un aspect "sel et poivre" d'autant plus prononcé que la résolution spatiale est fine. Le filtre médian utilisé pour le lissage élimine les pixels isolés.

3.2.12. Quantification du changement : Analyse statistique des cartes d'occupation du sol de 1990 ; 2005 et 2020

L'analyse spatio-temporelle des unités d'occupation du sol du bassin de la volta, vise à quantifier, sur la base de données disponibles et les connaissances plus ou moins approfondies sur la cartographie de l'occupation du sol, les caractéristiques spatiales et la dynamique spatio-temporelle des unités d'occupation du sol du dit bassin.

Pour mieux cerner l'évolution sur les périodes d'études (1990, 2005 et 2020), deux paramètres sont déterminés : l'analyse des superficies, et le taux de changement des unités d'occupation du sol.

3.2.13. Analyse de superficies

L'analyse de la dynamique de l'occupation du sol, passe par la comparaison des superficies des unités d'occupation du sol de 1990, 2005 et 2020. Cette analyse a été effectuée en générant les superficies des classes d'occupation du sol à partir des tables attributaires des images classifiées, grâce à l'outil « calculate geometry » du logiciel ArcGis 10.5.

3.2.14. Taux de changement (Tc) (%)

Le taux de changement (Équation 4), permet d'estimer la proportion de gain (valeur positive) ou de perte (valeur négative) des superficies d'occupation du sol. C'est un taux qui est couramment utilisé dans les études sur le changement d'occupation du sol [20].

Avec S_i = Superficie de la classe à la date t_i .

TC est positif pour les classes d'OCS en progression et négatif pour celles en régression.

IV. RESULTAT ET INTERPRETARION

4.1 Évaluation de la classification par arbre de décision

La classification supervisée par la méthode de l'arbre de décision des trois images, a permis de cartographier l'occupation du sol de la zone d'étude en 1990, 2005 et 2020.

Les différentes classifications ont été évaluées par les matrices de confusion représentées par les tableaux 1, 2 et 3 à travers la précision globale de la classification et du coefficient Kappa. La valeur du kappa obtenu après chaque classification est supérieure à 0.75, les classifications sont donc jugées excellentes.

4.1.1 Occupation du sol de TM 1990

La classification de l'image TM de 1990 a été réalisée avec une précision globale égale à 84,6% et une valeur de kappa égale 0,76. La matrice de confusion (Table 1) issue de cette classification permet d'observer quelques confusions, la plus importante est 30,66% de la classe Culture/jachère confondus à la classe Forêt.

Table 1: Matrice de confusion de la classification de l'image TM 1990

Classes	Eau	Cultures /Jachère	Habitats /sols nus	Forêts	Savane
Eau	83,5	0	3,1	15,51	0
Cultures / Jachères	0	67,4	12,3	2,09	10
Habitats /sols nus	3 ,11	1,6	84,6	0	0
Forêts	13,39	30,66	0	75,9	9,0
Savane	0	0,34	0	6,5	81,0
Total	100	100	100	100	100

4.1.2 Occupation du sol de ETM+ 2005

La classification de l'image ETM+ de 2005 a été réalisée avec une précision globale égale à 89,4% et une valeur de kappa égale 0,80. La matrice de confusion (Table 2), issue de cette classification montre quelques confusions qui varient autour de 0 à 20,6%. La plus importante confusion est 20,9% de la classe Eau confondu à la classe Forêt.

Table 2: Matrice de confusion de la classification de l'image ETM+ 2005

Classes	Eau	Cultures / Jachères	Habitats /sols nus	Forets	Savane
Eau	79,1	0	0	10,6	0
Cultures / Jachère	0	71,0	1,3	8,8	6,46
Habitats /sols nus	0	11,2	98,1	0	0
Forets	20,9	4,1	0,6	80,6	2,74
Savane	0	13,7	0	0	90,8
Total	100	100	100	100	100

4.1.3 Occupation du sol de OLI 2020

La classification de l'image OLI de 2020 a été réalisée avec une précision globale égale à 91,2% ; et un coefficient Kappa égal à 0,82. La matrice de confusion (Table 3), issue de cette classification montre quelques confusions qui varient autour de 0 à 16,99%. La plus importante confusion est 16,99% de la classe Eau confondu à la classe Forêt.

Table 3: Matrice de confusion de la classification de l'image OLI 2020

Classes	Eau	Cultures / Jachères	Habitats /sols nus	Forêts	Savane
Eau	83,01	0	0	13,61	0
Cultures / Jachères	0	90,3	3,3	2,09	6,2
Habitats /sols nus	0	0	96,1	0	0
Forêts	16,99	5,1	0,6	74,3	10
Savane	0	4,6	0	10	83,8
Total	100	100	100	100	100

4.1.4 Cartes d'occupations du sol

Les cartes ci-après (Fig.5), présentent les résultats issus de la classification supervisée par la méthode l'arbre de décision, des images, des capteurs de la génération Landsat, TM de 1990, ETM+ de 2005 et OLI de 2020.

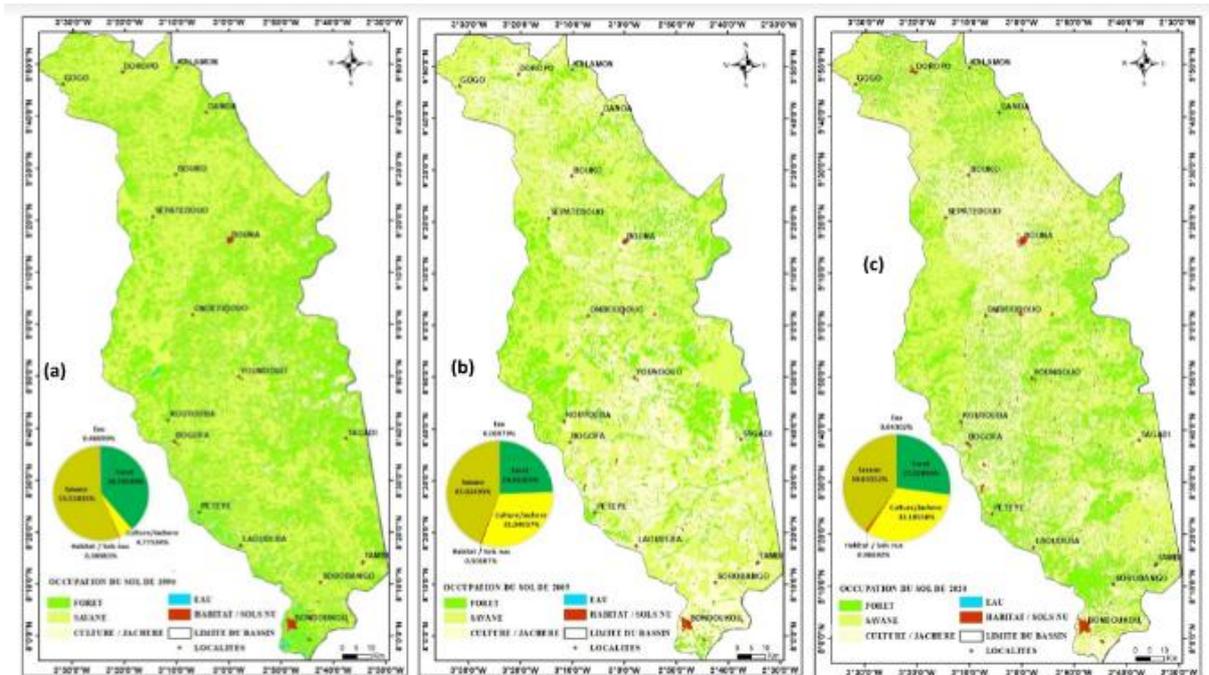


Fig. 5. Cartes d'occupation du sol de 1990 (a), 2005 (b) et 2020 (c) de la partie ivoirienne du bassin versant de la Volta par l'arbre de décision

4.1.5 Analyse de l'évolution des unités d'occupations du sol

Le graphe ci-après (Fig.6) illustre l'évolution des unités d'occupation du sol de 1990, 2005 et 2020

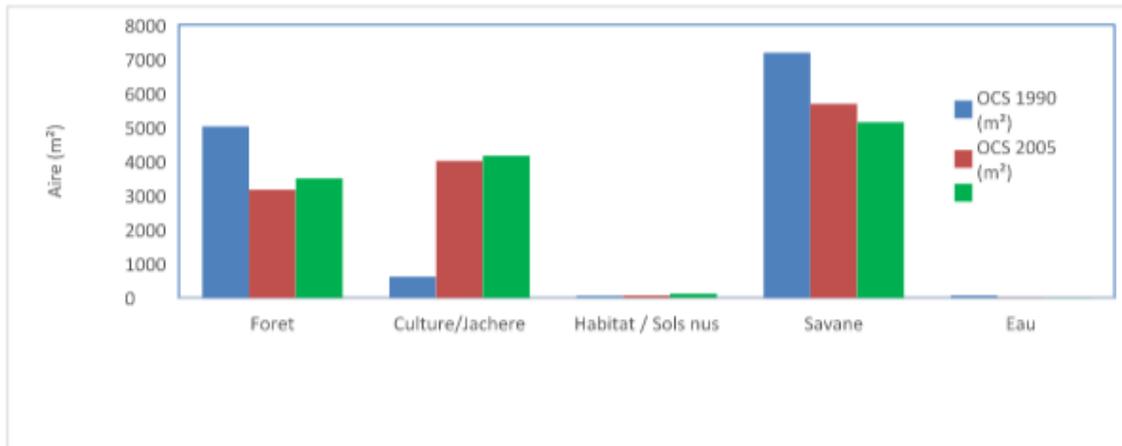


Fig. 6. Répartition des classes d'occupation du sol de 1990 à 2020

On observe plusieurs tendances d'évolution de l'occupation du sol du bassin versant de la Volta suivant les périodes d'étude (Table 4). Nous notons :

Dynamique entre 1990 et 2005 :

- ✓ Une diminution de la superficie des forêts de 14.33% ;
- ✓ Une diminution de la superficie des savanes de 11.66% ;
- ✓ Une diminution des superficies occupées par la classe eau de 0.41% ;
- ✓ Une augmentation des superficies des cultures / Jachères de 26.27%.
- ✓ Et une augmentation des superficies des habitats et sols nus de 0.11%.

Dynamique entre 2005 et 2020 :

- ✓ Une diminution des superficies occupées par les savanes, et les zones d'eau respectivement de 4.09%, et 0.03% ;
- ✓ Une augmentation des superficies occupées par les forêts de 2.57% ;
- ✓ Une augmentation des superficies de la classe culture/jachère de 1.15%.

- ✓ Et une augmentation des superficies de la classe habitats/sol nu de 0.41%.

Dynamique entre 1990 et 2020 :

- ✓ Sur toute la période de l'étude, on observe :
- ✓ Une diminution de la superficie des forêts, des savanes, et de la classe eau respectivement de 11.77%, 15.72% et 0.44%.
- ✓ Et Une augmentation des superficies des classes cultures/jachères de 27.41% et habitats/sol nu de 0.52%.

L'augmentation ou la diminution correspondent à des changements d'état des classes, ou la conversion d'une classe à une autre.

Table 4: Tendance d'évolution des unités d'occupation du sol sur le bassin étudié de 1990 à 2020

Classes	Eau	Cultures /Jachère	Habitats /sols nus	Forêts	Savane
Eau	83,5	0	3,1	15,51	0
Cultures / Jachères	0	67,4	12,3	2,09	10
Habitats /sols nus	3 ,11	1,6	84,6	0	0
Forêts	13,39	30,66	0	75,9	9,0
Savane	0	0,34	0	6,5	81,0
Total	100	100	100	100	100

➤ **Taux de changement (TC)**

Pour mieux appréhender les changements survenus durant la période 1990 à 2020, les taux de variation des différentes unités d'occupation du sol calculés sont résumés dans la table 5.

➤ **De 1990 à 2005 :**

On observe une progression dans la classe, culture/jachère et habitat/sol nus respectivement de l'ordre de 594.83% ; et 37.62%, et une régression des classes forêt, savane et eau respectivement de l'ordre de -32,60%, -15,49 % et -84.49%.

➤ **De 2005 à 2020 :**

On observe une progression dans les classes Forêt, culture/jachère et habitat/sol nus respectivement de l'ordre de 18.11%, 10.84% et 93.17%, et une régression des classes savane et eau respectivement de l'ordre de -3.06%, et -34.11%.

➤ **De 1990 à 2020 :**

On observe une régression dans les classes forêt, savane et eau respectivement de l'ordre de -27,97%, -25,87% et -90.75% et une progression dans les classes culture/jachère et habitat/sols nus respectivement de l'ordre de 596.84% et 140.53%.

Table 5: Taux de variation des classes d'occupation du sol de 1990 à 2020

Unités d'occupation	Superficie en km ²			Taux de changement annuel Tc (%)		
	1990	2005	2020	1990 à 2005	2005 à 2020	1990 à 2020
Foret	5020.359	3165.65621	3497.703304	-32.60%	18.11%	-27.97%
Culture/Jachère	617.95653	4016.80203	4164.998437	594.83%	10.84%	596.84%
Habitat / Sols nus	50.446252	64.9444279	117.3604528	37.62%	93.17%	140.53%
Savane	7189.5703	5684.14127	5154.945781	-15.49%	3.06%	-25.87%
Eau	62.242804	9.03093887	5.566897034	-84.49%	34.11%	-90.75%
Total	12940.575	12940.575	12940.575			

V. DISCUSSION

La télédétection est un outil utile pour le suivi des unités d'occupation du sol [21]. La précision globale obtenue dans la classification par arbre de décision est de 84,6% pour la classification des images TM 1990, 89,4% pour ETM+ 2005 et 91,2% pour OLI 2020. Le coefficient de Kappa obtenu est de 0,76 pour 1990 ; 0,80 pour 2005 et 0,82 pour 2020. Par ailleurs, les résultats d'une analyse d'image dont la valeur de Kappa est supérieure à 0,50 sont bons et exploitables [22]. [23] dans ses travaux a obtenu comme précisions globales 84,63 % en 1986 ; 87% en 2000 et 98 % en 2015. L'indice de Kappa de la matrice de confusion est de 0,78 pour l'année 1986 ; 0,75 pour 2000 et 0,96 pour 2015. De ce fait, la présente classification qui compte six (5) classes est acceptable et permet d'évaluer la tendance de changements de l'occupation du sol dans une période de 30 ans.

Au niveau méthodologique, la classification par arbre de décision peut présenter certaines erreurs liées, notamment, à l'intégration de fichiers provenant d'une autre classification. Il est difficile de définir la taille idéale d'un arbre de décision en fonction des variables d'entrée. Dans cette méthode de classification, la

détermination des seuils des classes d'objet pendant la construction de l'arbre de décision demeure un exercice non aisé. Cela demande une très bonne enquête de terrain, doublée d'une difficulté à également séparer les cultures des jachères, les cultures des forêts, et les localités des sols nus lorsque sont utilisées les images multispectrales à haute résolution spatiale comme Landsat [24]. [25] a rencontré dans ses travaux une difficulté à séparer la végétation (y compris les cultures) des sols nus, surtout lorsque l'on évolue vers des espaces de plus en plus steppiques, en utilisant l'arbre de décision.

Au niveau des résultats de la dynamique de l'occupation du sol de 1990 à 2020, l'évolution progressive des classes habitats et cultures respectivement de l'ordre de 27.41% et 0.52% de la superficie de la zone étudiée et l'évolution régressive des classes forêt, savane et eau respectivement de l'ordre de -11.77%, -15.72% et -0.44% de la superficie de la zone étudiée est un caractère de la dynamique actuelle du paysage de la partie ivoirienne du bassin versant de la Volta. En effet, la croissance de la population et l'expansion des zones habitées, la demande croissante en eau de consommation et d'approvisionnement, et l'utilisation contrôlée des réserves telle que la réserve de Comoé sont autant de facteurs qui expliquent ce phénomène. De plus l'expansion des cultures d'anacardes en est un autre facteur [23]; [26] et [27]. Les diversifications et les reconversions vers de nouvelles spéculations tels que l'anacarde et les vivriers marchands, résultent des initiatives paysannes spécifiques. Il est constaté, au niveau de l'occupation du sol à ces trois dates, que l'année 1990 présente des terres plus couvertes par la végétation. Elle s'explique par les pressions anthropiques sur l'espace et des demandes croissance en eau de surface au niveau de la partie ivoirienne du bassin de la Volta, cependant, au niveau de la réserve de la Comoé, la végétation se densifie de plus en plus de 2005 à 2020.

Ce travail a le mérite d'avoir réussi à estimer l'évolution de l'occupation du sol au niveau du bassin de la volta, l'objet de cette étude et ainsi de montrer par la méthode de l'arbre de décision, que le paysage de la partie ivoirienne du bassin versant de volta a évolué considérablement au cours de ces 30 dernières années.

VI. CONCLUSION

La présente étude portant sur la dynamique de l'occupation du sol de la partie ivoirienne du bassin versant de la volta, par la méthode supervisée de l'arbre de décision a montré l'évolution des différentes unités d'occupation de la zone étudiée de 1990 à 2020.

L'utilisation des images de la génération Landsat TM, ETM+ et OLI et des SIG a permis d'élaborer les cartes d'occupation du sol, d'analyser l'évolution des unités d'occupation du sol et de quantifier le changement entre 1990, 2005 et 2020. L'utilisation de la méthode supervisée par l'arbre de décision a permis d'extraire les différentes unités d'occupation du sol avec un accord excellent soit une précision globale égale à 84.6%, 89.4% et 91.2% respectivement en 1990 ; 2005 et 2020, et un Kappa égale à 0.75; 0.80 et 0.82 respectivement en 1990 ; 2005 et 2020. On remarque également quelques confusions de classes au niveau de nos classifications. Les plus représentées sont les confusions entre les classes Eau et Forêt, dues à l'assèchement des cours d'eau en saison sèche et à la végétation dense qui suit en permanence les cours d'eau dans la zone d'étude [13]. L'analyse statistique des cartes d'occupation du sol obtenues de 1990 à 2005 montre une augmentation des classes habitats/sols nus et des zones de cultures respectivement de 0.11% et 26.27%, et une régression des superficies des classes Forêt, Savane et Eau respectivement de -14.33%, -11.66%, et -0.41%.

De 2005 à 2020 on observe une augmentation des superficies des classes habitats/sols nus, des forêts et des zones de cultures respectivement de 0.41%, 2.57% et 1.15%, et une régression des superficies des classes Savane et Eau respectivement de -4.09% et -0.03%. Sur toute la période d'étude de 1990 à 2020 on observe une régression des superficies des classes forêt, Savane et Eau respectivement de -11.77%, -15.72% et -0.44%, et une progression des superficies des classes habitats/sols nus et cultures respectivement de 0.52% et 27.41%.

Tous les résultats obtenus dans ce travail concourent à mettre en lumière expliquer dans une certaine mesure les problèmes récurrents de disponibilité et de pérennité des ressources en eau du bassin. Compte tenu de l'important assèchement des cours d'eau constaté au cours de la période sèche et du besoin croissant en eau pour la culture et la population croissante (augmentation des zones habitées), et ceci au fur et à mesure que les années passent, il est alors opportun de développer des politiques de rétention des eaux de surface pendant la période humide pour les redistribuer en saison sèche, pratiquer le reboisement, car la végétation est un régulateur de climat et préconiser également l'utilisation contrôlée des ressources en eau et inventorier les aires cultivables du bassin. Cet inventaire permettra d'appréhender la régression de leur niveau d'humidité après l'arrêt des pluies, en vue d'assurer à un certain niveau la continuité des cultures ne serait-ce que maraichères ou vivrières.

VII. REMERCIEMENT

Pour avoir utilisé les locaux et équipements du Centre Universitaire de Recherche et d'application en Télédétection (CURAT), nous saisissons cette occasion pour remercier la Direction de cette prestigieuse Institution.

RÉFÉRENCES

- [1]. Lund, H. G. (1983). Change: Now you see it, now you don't. In Proceedings of the International Conference on Renewable Resource Inventories for Monitoring Changes and Trends, pp. 211-213.
- [2]. Milne A. K. (1988). Change direction analysis using Landsat imagery: a review of methodology, In Proceedings of the IGARSS'88 Symposium, pp. 541-544.
- [3]. Radke R. J., Andra S., Al-Kofahi O., Roysam B., (2005). Image change detection algorithms: a systematic survey, IEEE Trans. On Image Processing, pp. 294-307.
- [4]. Stéphane K. A., Roland A. et Jalal E. M. (2020). Utilisation d'une image satellite LANDSAT 8 pour la cartographie de l'occupation des sols dans la ville de Bondoukou et ses environs en Côte d'Ivoire, vol. 30, n° 1, pp. 10.
- [5]. Chatelain C. (1996). Possibilités d'application de l'imagerie satellitaire à haute résolution pour l'étude des transformations de la végétation en côte d'ivoire forestière. Thèse de Doctorat, Université de Genève, 158 p.
- [6]. Oszwald J. (2005). Dynamique des formations agroforestières en côte d'ivoire (des années 1980 aux années 2000) : suivi par télédétection et développement d'une approche cartographique. Thèse de Doctorat, Université des sciences et technologies de Lille, Lille, France, 304 p.
- [7]. N'Guessan, E., N'Da, H.D., Bellan, M.-F., Blasco F. (2006). Pression anthropique sur une réserve forestière en côte d'ivoire : apport de la télédétection. Revue télédétection vol 5, n°5, pp.307-323.
- [8]. Koné M., Aman A., Adou Yao C. Y., Coulibaly L., N'guessan K. E. (2007). Suivi diachronique par télédétection spatiale de la couverture ligneuse en milieu de savane soudanienne en Côte d'Ivoire. Revue de Télédétection. Vol 7, n°1-2-3-4, pp 433-466.
- [9]. Hauhouot C., Pottier P., Bamba Y. (2011) Recul des formations forestières dans la zone humide du littoral de Grand-Bassam, Côte d'Ivoire. Revue internationale de Géomatique, vol. 21, n°3, pp.327-339.
- [10]. N'Guessan Bi V.H., (2014). Modélisation markovienne du champ de précipitation et du mode d'occupation du sol pour une prévision du risque d'inondation à l'aide de la télédétection et des systèmes d'information géographique : cas du département de Sinfra (Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire). Thèse de doctorat de Felix Houphouët Boigny, Côte d'Ivoire, 229 p.
- [11]. Jofack SVC, Kouamé FK, Dibi N'da H, Tankoano B, Akpa YL, Ngounou NB, 2016. Cartographie de l'occupation de sol des Hauts Plateaux de l'Ouest Cameroun par réseaux de neurones appliqués à une image LANDSAT 8 OLI. International Journal of Innovation and Scientific Research, 23(2): 443-454.
- [12]. Ta M. Y., Carine N. M. A., Germain A. M., Armel K., Jean D., Patrice J. J. et Herman N. V. (2019). Diagnostic of hydrous state of drain in the mid-dry season of kohodio watershed using multispectral images of Landsat generation from 1986 to 2018. ISSR Journals International Journal of Innovation and Applied Studies, vol. 27, n° 1, pp. 417-430. Consulté à l'adresse <http://www.ijias.issr-journals.org/abstract.php?article=IJIAS-19-046-04>.
- [13]. Youan Ta M. (2008). Contribution de la télédétection et des systèmes d'informations géographiques à la prospection hydrogéologique sur socle précambrien d'Afrique de l'ouest : cas de la région de Bondoukou (nord-est de la côte d'ivoire), thèse de doctorat de l'université de Cocody, Côte d'Ivoire, 237 p.
- [14]. Girard M.C. et Girard C.M. (1999). Traitement des données de télédétection. Dunod ed. Paris, 529p.
- [15]. Rouse, J.W., R.H. Haas, J.A. Schell, and D.W. Deering, 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, In: S.C. Freden, E.P. Mercanti, and M. Becker (eds) Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium. Volume I: Technical Presentations, NASA SP-351, NASA, Washington, D.C., pp. 309-317.
- [16]. Story M. and Congalton R.G. (1986) Accuracy assessment: Auser's perspective. Photogrammetric Engineering and RemoteSensing, vol. 52, p. 397-399.
- [17]. Dibi N'da H. (2007). Étude et suivi par télédétection et Système d'Informations Géographiques d'une aire protégée soumise aux pressions anthropiques : Cas du Parc National de la Marahoué, Thèse de doctorat unique, Université de Cocody, UFR des Sciences de la Terre et des Ressources Minières, 140 p.
- [18]. Congalton R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classification of remotely sensed data. Remote sensing of environnement, vol.37, n°1, pp. 37- 46.
- [19]. Fleiss J., Levin B. et Paik M. (2003). In Statistical Methods for Rates and Proportions, vol. 203. <https://doi.org/10.1002/0471445428>.
- [20]. Fethi H. M. (2011). Apport des SIG et des images satellites pour la cartographie numérique de la forêt du Chettabah wilaya de Constantine : modélisation climatique et classification. Mémoire de fin d'études, Université El Hadj Lakhdar de Batna, Algérie, 178 p.
- [21]. Leroux L. (2012) : Analyse diachronique de la dynamique paysagère sur le bassin supérieur de l'Ouémé (Bénin) à partir de l'imagerie Landsat et MODIS: Cas d'étude du communal de Djougou. Hydro- sciences Montpellier, ANR ESCAPE, Rapport, 61p.
- [22]. Pontius Jr. R. G. (2000). Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. Photogrammetric Engineering and remote Sensing, vol. 66, n° 8, pp. 1011-1016.
- [23]. Kouamé K. F. (2015). Estimation des précipitations par la méthode Tamsat dans le nord de la Côte d'Ivoire et analyse de la variabilité pluviométrique et de ses impacts environnementaux et sociodémographiques : cas de Korhogo. Mémoire de master, l'Université Félix Houphouët Boigny, 78 p.
- [24]. Hassan H. E. H., Ardillier-Carras F. et Charbel L. (2019). Les changements d'occupation des sols dans la Bèqaa Ouest (Liban) : le rôle des actions anthropiques. EDP Sciences Cahiers Agricultures, vol. 28, pp. 10. <https://doi.org/10.1051/cagri/2019010>
- [25]. Tra Bi A. Z., Emran A., Brou Y. T., Mahe G. (2014). Cartographie par arbre de décision de la dynamique de l'occupation du sol du bassin versant du Bouregreg; en région semi-aride au centre Nord-Ouest du Maroc. Revue Scientifique Internationale de Géomatique, vol 1, n°0001, pp.43-52.
- [26]. Boko A. N. N. (2015). Variabilité climatique, changements dans l'environnement et conscience écologique à Korhogo. Thèse de doctorat de troisième cycle, Université Félix Houphouët-Boigny, Abidjan, Côte d'Ivoire, 355 p.
- [27]. Bindaoudou I. A. K. (2014): Analyse par télédétection des vecteurs de changement de types d'occupation et d'utilisation du sol de 1987 à 2013 dans la préfecture d'Amou au sud-ouest du Togo, 69p.