

Classification orientée-objet d'une image sentinel-2A pour la cartographie de l'occupation du sol via eCognition : cas de la zone urbaine et péri-urbaine de Boundiali dans la région de la Bagoué (Nord de la Côte d'Ivoire).

KONE Isaac Zakariya¹, Adja Miessan Germain², KOUASSI Kan Désiré¹,
Bindaoudou Issa Abdou Kerim¹, SALIHOU DJARI Mahaman Mansir¹, Jourda
Jean Patrice¹

(1)Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection (CURAT)
Université Félix Houphouët-Boigny Cocody-Abidjan (Côte d'Ivoire),
22 BP 801 Abidjan 22 (Côte d'Ivoire); (225) 0707943065 / (225) 0505272538
(2)École Normale Supérieure (ENS) Cocody-Abidjan (Côte d'Ivoire),
08 BP 10 Abidjan 08 – Tel (225) 22 44 42 32

Abstract: Publishing maps of land use, based on classification techniques of satellite images has been known since the late eighties, a very important step. Several methods that take into account the denials spectral, textural and contextual have been developed, which include the object-oriented approach. The present work attempts to map the urban and peri-urban area of Boundiali department by object-oriented classification, experimented on multispectral images of Sentinel-2A, using eCognition software. The treatments begin with empirical tests carried out on the segmentation parameters. Object-oriented classification is performed using NDVI, NDBI, and NDWI spectral indices, with the combination of colorimetric and textural parameters to assign homogeneous image objects to their corresponding thematic class. The number of classes interpreted for the object-oriented classification on a working scale equal to 1: 50,000 is 11 classes. The preprocessings and the correct interpretation of the image contribute to enhancing the quality of the object-oriented classification. The results show that this object-oriented approach allows to better exploit the potential of Sentinel-2A multispectral data in land cover mapping in urban and rural areas.

Keywords: Object-oriented classification, Sentinel-2A image, Segmentation, Boundiali, Bagoué, Ivory Coast.

Date of Submission: 07-04-2022

Date of Acceptance: 22-04-2022

I. INTRODUCTION

Les capteurs optiques sont capables d'enregistrer la réponse spectrale des surfaces observées dans le domaine du visible mais également dans d'autres parties du spectre électromagnétique riches en informations. Ces avantages ont fait de la télédétection un outil incontournable pour étudier l'occupation du sol à toutes les échelles [8]. En effet, la cartographie de l'occupation du sol ou couverture des sols décrit la couverture biophysique de la surface des terres émergées [7]. Elle produit en classant les types de couverture existants et en divisant le sol, des objets contigus représentatifs de la distribution des composantes territoriales dans une aire définie [1]. La classification orientée objet d'images de télédétection permet d'analyser des images, et de tenir compte, au-delà des données spectrales, d'un nombre de paramètres supérieur aux classifications dites « par pixel », comme les données de texture et de structure [18].

Les critères spectraux, texturaux et contextuels sont les trois éléments fondamentaux utilisés dans l'interprétation humaine des images couleur. L'élément spectral renvoie à la moyenne des variations de ton dans les différentes bandes du visible et/ou infra-rouge, alors que l'élément textural contient de l'information sur la distribution des variations de ton dans une bande. L'élément contextuel de son côté contient l'information dérivant des blocs de données visuelles entourant la région de l'image analysée [14]. La présente étude tente d'appliquer la méthode de classification orientée objet utilisée sur une image Sentinel-2A, pour cartographier l'occupation du sol dans le milieu de savane du département de Boundiali au Nord de la Côte d'Ivoire. Cette étude, propose l'utilisation de méthodes basées sur les indices spectraux en y associant les approches colorimétrique et texturale. Il s'agit d'une part de proposer une méthode empirique de segmentation de l'image sentinel-2A du département de Boundiali et d'élaborer une matrice de classification de l'image à partir des indices spectraux, de la teinte et de la texture des objets image. D'autre part, il s'agit de se servir de cette

matrice pour entreprendre une classification orientée-objet de l'image sentinel-2A en vue de cartographier le milieu urbain et péri-urbain.

I.1. Objectifs

I.1.1 Objectif principal

L'objectif principal de cette étude est d'exploiter le potentiel des données multispectrales de Sentinel-2A dans la cartographie de l'occupation du sol en milieu de savane.

I.1.2 Objectif spécifiques

- créer des objets images à partir de l'image optique Sentinel-2A ;
- classer les objets image à l'aide des attributs spectraux.

I.2. Présentation de la zone d'étude

Boundiali est le chef-lieu de département du département de Boundiali, dans la région de la Bagoué. Le département de Boundiali est situé entre la longitude 6° et 7° Ouest, puis la latitude 9° et 10°30 Nord. Il couvre une superficie de 4 302 km², soit 1,33% du territoire national. Sa population est estimée à 127 684 habitants [11], soit une densité moyenne de 29,68 habitants au km². Il est limité à l'Est par le département de Korhogo, à l'Ouest par le département de Madinani, au Sud par les départements de Kani et de Dianra, au Nord par le département de Kouto, au Nord-Est par le département de M'bengué et au Sud-Ouest par le département de Séguélon. (Pélissier et [27] (Fig. 1). Au plan climatique, le département fait partie du domaine soudanais de type soudanoguinéen à régime tropical de transition s'étendant d'Ouest en Est, d'Odienné à Téhini [24]. Ce climat est caractérisé par une seule saison des pluies d'avril-mai à octobre et marquée par de fortes insolation avec une température ambiante moyenne de l'ordre de 27,5° [9]. Le département renferme des dépôts volcano-sédimentaires, des sédiments détritiques, des sillons intra-cratoniques, des conglomérats et roches associées par endroits, de granites à biotites hétérogènes, à deux micas type Ferké, de roches granitisées et/ou fortement métamorphosées et de roches granitiques intrusives et métasomatiques.

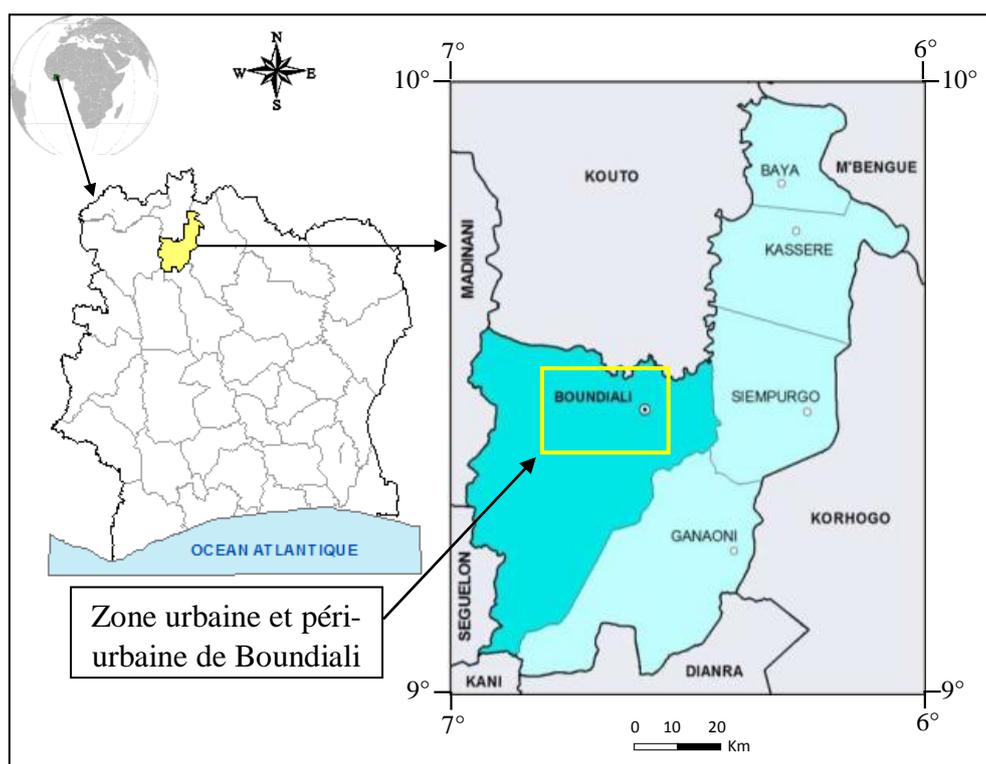


Figure 1 : Situation géographique de la zone d'étude

II. MATÉRIEL ET MÉTHODES

II.1 Données satellitaires et matériel

Dans le cadre de cette étude, nous avons utilisé des données images issues du satellite Sentinel-2, qui fait partie de la constellation de satellites du programme Sentinel de l'Agence Spatiale Européenne. Le capteur dont il est équipé (MultiSpectral Imager), capture des images dans 13 bandes spectrales dans les domaines du visible et de l'infrarouge, allant de 10 à 60 mètres de résolution spatiale [2]. Mais, les bandes qui ont effectivement été utilisées au cours de cette étude sont : B2 (bleu), B3 (vert), B4 (rouge), B8 (proche

infrarouge), B11 (moyen infrarouge). Ces choix ont été faits par défaut parce que ce sont ces bandes qui ont été calibrées par le logiciel Impact Toolbox.

Des données issus des travaux de [18] et de [16], considérées comme des acquis de la méthode de classification orientée objet sur eCognition ont été pris en compte au cours de nos travaux. Il s'agit d'une part de la correspondance des spectres électromagnétiques entre les bandes Landsat ETM⁺ (Tableau II) et Sentinel 2 et d'autre part, de la variation du NDVI et du NDBI des éléments au sol (tableau III).

Tableau I : Correspondances entre les bandes Landsat 7 ETM⁺ et Sentinel 2

Landsat 7	Sentinel 2
Bande 1	Bande 2
Bande 2	Bande 3
Bande 3	Bande 4
Bande 4	Bande 8
Bande 5	Bande 11
Bande 6	Bande 12

Source : Kouassi (2019)

Tableau II : Classe thématique selon les valeurs du NDVI et du NDBI

CLASSES THEMATIQUES	CLASSES SPECTRALES DU NDVI	CLASSES SPECTRALES DU NDBI
	CONDITIONS	
Eau	≤ 0	≤ 0,0099
Bâti	0,01 à 0,099	≥ 0,01
Sol nu	0,1 à 0,199	≤ 0,0099
Brousse basse	0,2 à 0,299	
Forêt dégradée/ Jachère	0,3 à 0,399	≤ 0,0099
Forêt dense	≥ 0,4	

Pour les enquêtes de terrain, cette étude a eu recours à un GPS et à un appareil photo qui ont servi respectivement à confronter les points relevés aléatoirement sur l'image, aux vérités terrain et aux prises de vue. Plusieurs logiciels ont été utilisés dans cette étude. Le logiciel eCOGNITION Developer. 9.01 est utilisé pour la segmentation et la classification de l'image Sentinel-2A de la zone d'étude. Le logiciel SIG ArcGis.10.5 a été utilisé pour les traitements et la gestion des bases de données. Le logiciel IMPACT.Tool v3.9 développé au Centre Commun de Recherche (JRC) de la Commission Européenne dans le cadre du projet REDD+, a servi à la calibration des images Sentinel-2A. Enfin, Google Earth, logiciel de type géovisualisateur, est utilisé pour une première vérification de la correspondance des objets-images aux classes assignées avant la campagne de terrain.

II.2. MÉTHODES

La démarche méthodologique adoptée dans le cadre de cette étude repose sur un processus de prétraitement, de segmentation et de classification semi-supervisée des images Sentinel-2A (une classification non supervisée suivie d'une classification supervisée). Les grands ensembles (classes parents) ont été identifiés par approche colorimétrique (composition colorée R-G-B = 4-3-2) et les sous classes (classes enfants) ont été identifiés à l'aide des indices et de la texture des objets-images après la segmentation.

II. 2.1. Prétraitements de l'image

- *Calibration des images*

Le prétraitement des images Sentinel-2A a consisté d'abord en une calibration radiométrique et atmosphérique, ensuite à faire une mosaïque et enfin à calculer les indices de Végétation Normalisé (NDVI) et du Bâti Normalisé (NDBI) et l'indice Normalisé de l'Eau (NDWI).

Les images Sentinel-2 téléchargées sont de niveau de degré de processus 1C. Ce degré indique que les images sont géométriquement et radiométriquement corrigées, elle est aussi ortho-rectifiée (ESA, 2016). Néanmoins, une correction atmosphérique a été appliquée à l'image. Elle a consisté à soustraire les effets de l'absorption gazeuse et la diffusion des signaux par les aérosols dans l'atmosphère [28]. Cette opération a été effectuée sous

le logiciel Impact Toolbox. L'image ainsi obtenue prend un degré de processus 2A indiquant que l'image est atmosphériquement corrigée [28].

- *Resampling*

La méthode resampling permet de ré-échantillonner les images vers une plus faible résolution spatiale [3]. ou d'affiner les bandes de basse résolution au niveau de celles de haute résolution [28].

Les bandes de l'image Sentinel-2 étant formées de résolutions différentes 10 m, 20 m et 60 m, la bande B11 a été ré-échantillonnée à 10 m de résolution pour qu'elle ait une taille de pixel similaire à celle des bandes B2, B3, B4 et B8 (Tableau IV), afin de faciliter la classification.

Tableau III : Longueurs d'onde et résolutions spatiales des images SENTINEL-2 (Faire, 2018)

Bandes Sentinel-2	Longueur d'onde centre (µm)	Résolution (m)
Bande 1 – Aérosol (bleu côtier)	442.7	60
Bande 2 – Bleu	492.4	10
Bande 3 – Vert	559.8	10
Bande 4 – Rouge	664.6	10
Bande 5 – Végétation Red Edge	704.1	20
Bande 6 – Végétation Red Edge	740.5	20
Bande 7 – Végétation Red Edge	782.8	20
Bande 8 – PIR	832.8	10
Bande 8A – Végétation Red Edge	864.7	20
Bande 9 – Vapeur d'eau	945.1	60
Bande 10 – MIR-Cirus	1373.5	60
Bande 11 – MIR	1613.7	20
Bande 12 – MIR	2202.4	20

- *Approche colorimétrique*

L'interprétation la plus efficace des images satellitaire associe l'utilisation des méthodes assistées par ordinateur et l'analyse visuelle. L'interprétation visuelle permet l'analyse la plus sûre des structures de l'image (Girard, 1995). Dans le cadre de cette étude, la composition R-G-B = 4-3-2, a été utilisée où, la couleur bleue à la bande 2 ; la couleur verte à la bande 3 ; la couleur rouge à la bande 4.

- *Approche texturale*

À la fois structurée et aléatoire, une texture peut être décrite et analysée spatialement ou statistiquement. Cependant, dans l'approche orientée-objets notamment, la texture est une des plus importantes caractéristiques utilisées dans l'identification des objets, que ce soit au niveau des photographies aériennes ou des images satellites [15] Par ailleurs d'après [22] c'est en utilisant l'ordinateur en télédétection que l'analyse des textures (les comptes numériques des différents pixels) se fait plus rigoureusement.

II.2.2 Méthode de classification orientée-objets pour le traitement de l'image

L'approche orientée objets s'intéresse d'abord à la segmentation, basée sur le niveau de gris, la couleur, la signature spectrale, le motif, la texture etc., et ensuite à la classification qui fait intervenir les critères de radiométrie, de texture, de forme, de voisinage, etc.

Analyse multi-échelle du paysage permet le découpage des entités ou objets qui s'emboîtent de sorte que l'interprétation de leur nature varie d'une échelle à l'autre tout en conservant une certaine cohérence avec les autres niveaux) [14]

La Segmentation rassemble au sein d'une même classe d'appartenance des groupes de pixels similaires. L'objectif est de diviser l'image en régions homogènes selon une certaine métrique et d'attribuer une catégorie à chaque région [21].

Dans cette étude, la segmentation de l'image Sentinel-2A de la zone d'étude a visé à créer une homogénéité maximale [20]. Elle a été réalisée à l'échelle 100 à laquelle certains objets-images ont été mieux discriminés (Figure 2).

Par ailleurs, avec le logiciel eCognition, il est possible d'attribuer un poids aux canaux des images importées selon leurs pertinences pour l'obtention du meilleur résultat possible. En effet, plus le poids donné à une couche est élevé, plus son information sera utilisée pendant le processus de segmentation [29]. C'est pourquoi, dans le paramétrage de la segmentation, le poids de la bande Proche Infrarouge (PIR) a été augmenté à deux (2) en vue de mieux exploiter son potentiel pour l'interprétation visuelle des scènes dans les secteurs urbains, agricoles et forestiers [10]; [29] (Fig. 2)

Les valeurs de "scale parameter", "shape" et "compactness" influence les résultats de la segmentation. Dans les critères d'homogénéité, le ratio forme/compacité (shape/compactness) retenu est 0,1/0,5 parce qu'il donne des objets sémantiques significatifs. L'algorithme de segmentation choisi est la « segmentation Multirésolution » parce qu'elle est plus adaptée pour l'extraction d'informations pertinentes dans les images

selon [11] et [29] Le principe d'une segmentation multi-résolution repose sur l'analyse d'une même image capturée à plusieurs résolutions différentes [6]

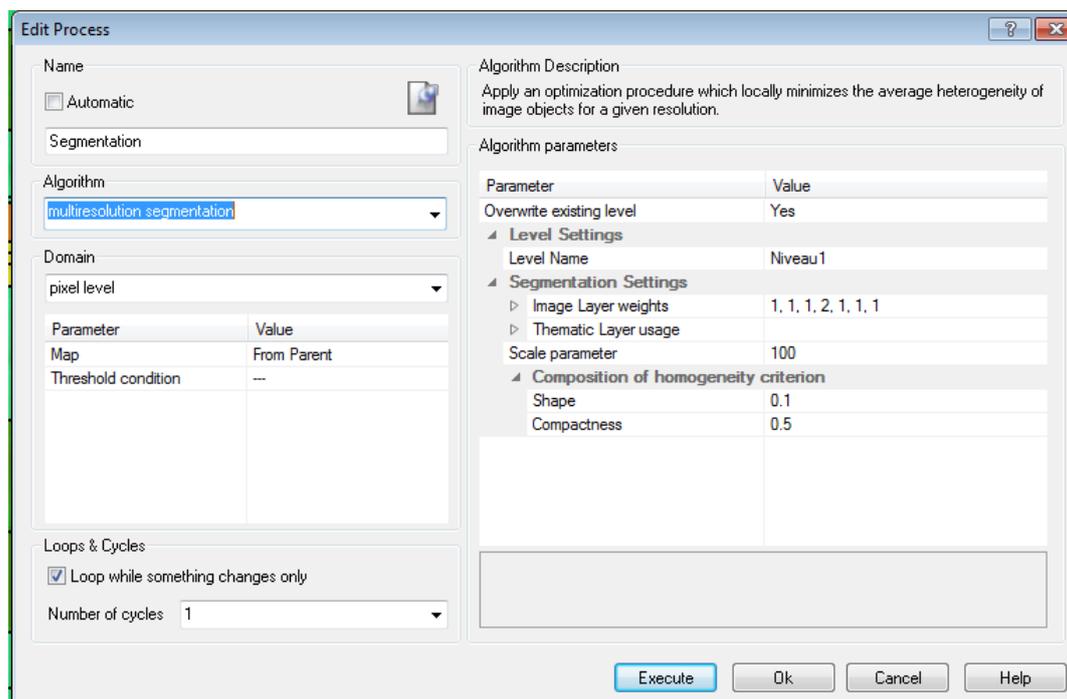


Figure 2 : Paramètres et algorithme de segmentation

Le facteur "scale parameter" permet d'affiner ou de dégrossir la segmentation. L'influence du facteur de forme n'est pas aussi facile à définir car pour un "Shape factor" plus faible, la radiométrie sera privilégiée et l'on risque de se retrouver avec de plus grandes régions dans certains cas (la mer) et de plus petites dans d'autres (petites zones de végétation). Mais, au cas où le facteur de forme est important, les paramètres "compactness" et "smoothness" sont nettement plus influents, pour un "shape factor" de 0,6, si le paramètre "compactness" est élevé, la forme des régions sera nettement plus ramassée (moins allongée) que pour une valeur de "shape factor" de 0.2.

II.2.3 Méthodes de calcul et intégration d'indices spectraux

Des indices spectraux ont été calculés avec le logiciel eCognition et intégrés au nombre des paramètres de classification afin d'identifier certains éléments au sol à travers leurs réflectance. Ce sont :

- Le **NDVI** : c'est un indice de végétation qui se définit comme la différence normalisée des mesures de réflectance spectrale acquises dans les zones de longueurs d'onde « Proche Infra-Rouge (PIR) » et « Rouge (R) » [3].

Le NDVI permet de mettre en exergue la « Végétation en activité chlorophyllienne » (comptes numériques élevés) et de réduire tous les autres thèmes ([20]). Mais, d'autres travaux l'ont utilisé pour mettre aussi en exergue « l'eau » (Pham et He, 2012) et « le bâti » ([14]). Les valeurs du NDVI varient entre -1 et 1 [20]

Dans cette étude, le NDVI de l'image sentinel-2A est calculé selon l'équation (1) :

$$NDVI = \frac{B8 - B4}{B8 + B4} \quad (1)$$

Où, les bande 8 (B8) et bande 4 (B4) ont respectivement un spectre identique au proche infrarouge (PIR) et au rouge (R), du domaine spectral des bandes Landsat [18].

En pratique, une surface d'eau libre (océan, lac,...) prendra des valeurs de NDVI proches de 0, un sol nu prendra des valeurs de 0,1 à 0,2, alors qu'une végétation dense aura des valeurs de 0,5 à 0,8.

Le NDBI : il permet de mettre en exergue le « bâti » (comptes numériques élevés) et de réduire tous les autres thèmes (Marechal, 2012 ; Danumah, 2016). Ces valeurs sont calculées selon l'équation (2) :

$$NDBI = \frac{B11 - B8}{B11 + B8} \quad (2)$$

Où la bande 11 (B11) a un domaine spectral identique au Moyen Infrarouge des bandes Landsat [18]

Le NDWI : il permet de maximiser la réflectance de l'eau en utilisant les longueurs d'onde du vert, à minimiser la réflectance des masses d'eau en utilisant le proche infrarouge et inversement à maximiser la

réflectance de la végétation et du sol dans le proche infrarouge (les masses d'eau ont des valeurs positives, la végétation et les sols ont des valeurs nulles ou négatives). Ces valeurs sont calculées selon l'équation (3) :

$$NDWI = \frac{B8 - B11}{B8 + B11} \quad (3)$$

II. 2.4 Création de matrice de classification

Une matrice a été créée en vue d'aider à la classification. Cette matrice permet d'assigner les objet-images à leurs classes correspondantes à travers d'une part une analyse visuelle, notamment, la forme, la teinte et la texture et d'autre part leurs réflectances (NDVI, NDBI et NDWI).

II. 2.5 Classification

La classification orientée-objet s'emploie à classer des regroupements de pixels homologues et contigus des objets. La méthode de classification a consisté à identifier l'information dans la forme des objets (limite), l'organisation de leur contenu (texture) et leurs relations avec l'environnement (contexte) [22].

• *Intégration d'attributs de classification*

La taille, la structure, le périmètre, la forme, l'orientation, la texture ou des relations de voisinage sont les attributs de classification qui ont été intégrés automatiquement dans le logiciel eCognition. Cette opération a permis la prise en compte des caractéristiques géométriques, topologiques et sémantiques des objets segmentés dans l'image [14]. Une première visite de terrain a permis d'identifier six (06) grands ensembles de classes thématiques : eau, bâti, sol nu, forêt dense, forêt dégradée/jachère et brousse basse.

• *Classification par la méthode du « plus proche voisin »*

L'algorithme de classification choisi dans cette étude est le « plus proche voisin ». Cette technique génère des règles de classification de façon automatique à partir d'un apprentissage [29]; [16]; [18]. C'est une technique de classification supervisée qui, comme toute méthode supervisée, requiert des échantillons de référence (parcelles d'apprentissage) pour chaque classe ainsi qu'un espace d'attributs discriminant.

Cette classification s'est déroulée en trois (03) étapes au cours desquelles chaque objet-image a été affectée à la classe correspondante en fonction de sa couleur et de la réflectance déterminée par les indices (NDVI ; NDBI et NDWI). Ces identifiants peuvent être utilisés séparément ou concomitamment. Par exemple, lorsque après la composition colorée RVB 4-3-2, l'objet-image apparaît rouge et que le NDVI varie entre 0,2 et 0,6, il est assimilé à la végétation. Mais, la texture en rayure permet d'assigner cet objet à la classe "zone de culture".

La "classification 1" a permis d'assigner les objets images à des classes thématiques selon leurs valeurs de NDVI (Tableau VI) et d'obtenir une première séparabilité des classes. La "classification 2" s'est faite à partir du NDBI en vue d'obtenir une deuxième séparabilité des classes. L'objet de cette deuxième classification est d'identifier le "bâti" à l'intérieur des objets-images hétérogènes que la première classification n'a pas permis d'isoler. Le NDBI s'est comporté comme un filtre qui a permis d'isoler le "bâti". La "classification 3" a permis d'identifier l'eau à l'aide de l'indice de l'eau NDWI.

Après la classification définitive par "plus proche voisin" et la fusion des classes identiques et contiguës, l'image a été exportée dans ArcGis en vue de la restitution cartographique.

L'organigramme de la figure 3, résume la méthodologie adoptée pour la classification de l'image Sentinel-2A de la zone d'étude pour l'obtention de la carte d'occupation du sol.

• *Validation et évaluation de la classification*

La validation des résultats de cette étude a été effectuée à l'aide des données issues de campagne de terrain, du coefficient Kappa, des coefficients KIA.

– Au total, plus de 300 points repartis dans plusieurs régions de l'image ont été relevés aléatoirement afin de les confronter aux réalités du terrain.

– Pour l'évaluation de la classification, le paramètre de précision Kappa a été calculé manuellement à partir de l'équation (4) (Alexandre, 2013):

$$Kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (4)$$

▪ Avec, P_o la précision globale et le facteur de correction (précision aléatoire)

▪ $P_e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k (X_{i+} \cdot X_{+i})$

Où, k est le nombre de lignes, (X_{i+}) les pixels des classes de référence de la ligne i et (X_{+i}) les pixels des classes d'affectation évoluant pour une colonne i .

– un autre coefficient, notamment, le KIA (Kappa Index of Agreement) s'ajoute au Kappa pour parfaire cette évaluation.

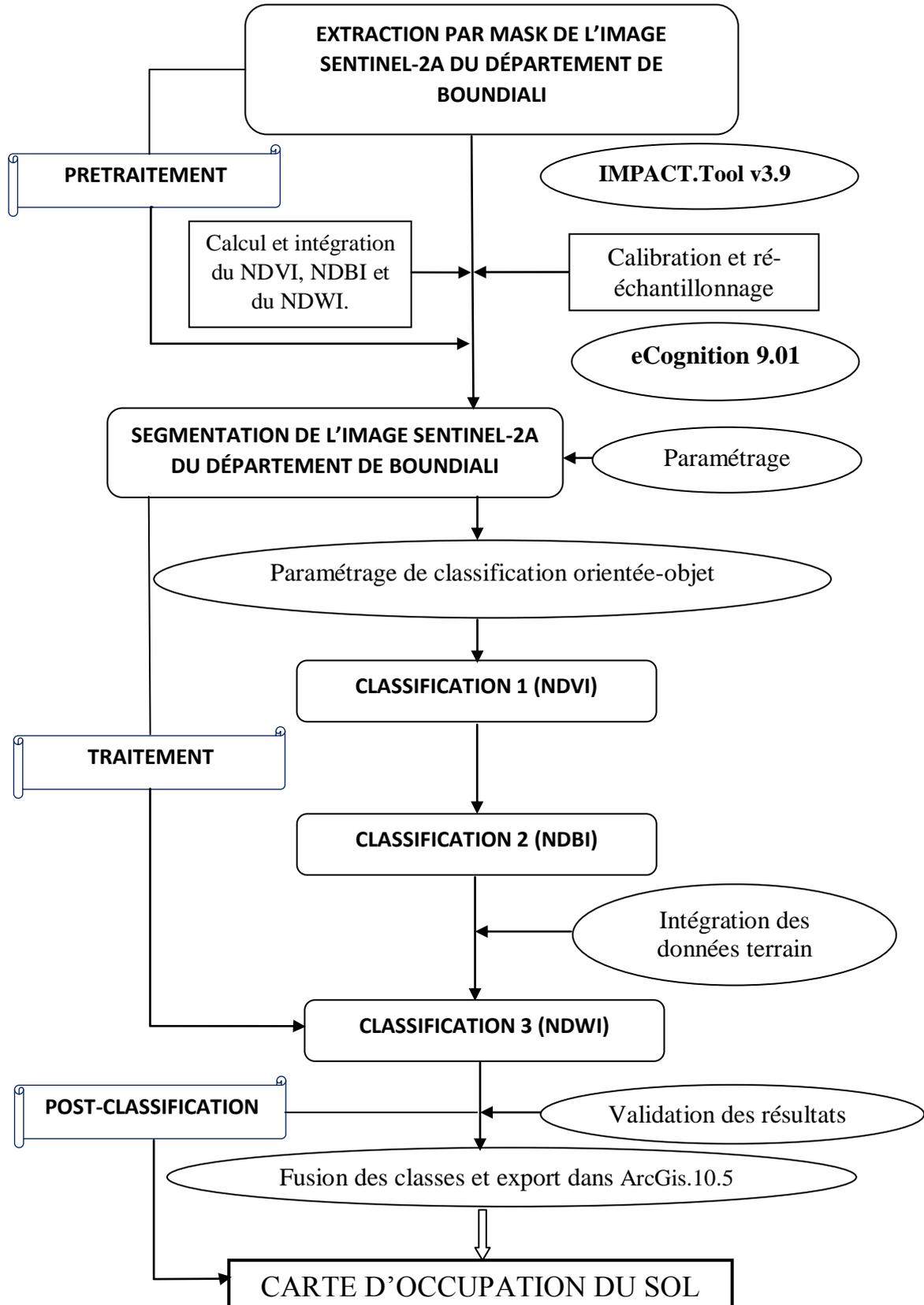


Figure 3 : Méthodes de classification de l'image [18] modifié

III. RÉSULTATS ET DISCUSSION

III.1. RÉSULTATS

III.1.1. Résultats des prétraitements

La composition colorée RVB = 4-3-2, a permis d'identifier les différents objets au sol et de les affecter à des classes en fonction de leurs couleurs. Pour l'ensemble des classes de la famille "végétation naturelle" la couleur distinctive est le rouge. Cette coloration se justifie donc par le fait que la végétation en pleine activité chlorophyllienne absorbe dans le bleu et le rouge et réfléchit dans le vert et dans le proche infrarouge.

Le dégradé de couleur rouge caractérise les "classes enfants", en fonction de la densité de la végétation. Ainsi, la classe "forêt galerie" s'identifie par une couleur rouge vive, la classe "savane arborée" s'identifie par la couleur rouge bordeaux et la classe "savane herbeuse et arbustive" a pris la couleur rose ou rouge claire. Les caractéristiques spectrales du sol prédominent lorsque le couvert végétal est inférieur à 30%. Ce qui sous-entend que la dégradation du rouge, après la composition colorée RVB=4-3-2, est due à la différence de la densité de végétation entre les objet-images caractéristiques de la végétation.

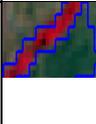
La classe "eau" qui représente le cours d'eau de la Bagoué a pris la coloration très sombre. Cette coloration peut s'expliquer par le fait qu'en télédétection lumineuse, la réflectance de l'eau pure est assez forte dans la bande bleue du visible, diminue ensuite rapidement pour devenir très faible dès le proche infrarouge. En effet, il y a diffusion de la lumière par les molécules d'eau et les corps dissous (la diffusion de Rayleigh), qui joue un rôle important uniquement dans les courtes longueurs d'ondes (couleur bleue). Par contre, quelques centimètres suffisent pour absorber tout le rayonnement solaire dans le proche infrarouge (0,7µm à 1,4µm) et le moyen infrarouge (1,5 µm à 3 µm). L'eau apparaît donc noire dans ces longueurs d'onde. Ce qui d'ailleurs traduit la composition RVB=4-3-2.

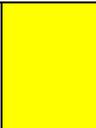
La classe "parcelle agricole" s'identifie par sa texture faite de rayures rouges (caractéristiques de la végétation) sur fond vert foncé, caractéristique du sol nu. D'abord la rugosité qui lorsqu'elle est forte, fait diminuer la réflectance. Mais, qui donne des valeurs de réflectance élevées lorsque la surface est lisse. Ensuite la composition minéralogique qui permet de séparer le calcaire du quartz et du gypse. Enfin, la couleur qui est si importante pour faire la corrélation avec le terrain. Ces deux dernières caractéristiques permettent d'identifier le granite affleurant sur l'image Sentinel-2A de la zone d'étude. La classe "affleurement de granite" se distingue par la couleur blanche quant-elle n'est pas couverte de végétation.

Les affleurements rocheux sont les endroits où le substrat rocheux est visible. Par conséquent, la composition minéralogique du granite affleurant de la zone d'étude peut être assimilée à du quartzite. Les autres classes "élévation du relief" sont distinctifs par leurs formes plus ou moins arrondies et par leur couleur sombre

La variation du NDVI, du NDBI et du NDWI sont contenues dans le tableau V qui contient les paramètres de l'analyse visuelle.

Tableau V: Classes thématiques et approche spectrale

CLASSES THÉMATIQUES		ANALYSES VISUELLES			CLASSES SPECTRALES DU NDVI (X)	CLASSES SPECTRALES DU NDBI (Y)	CLASSES SPECTRALES DU NDWI (Z)
Grands ensembles	Sous-ensembles	Forme	Teinte	Texture	Identification des objet-images		
Eau	Cours d'eau intermittent		Vert foncé		$0,01 \leq X \leq 0,09$	$-1,999 \leq Y \leq -0,09$	$0,09 \leq Z \leq 1,999$
	Lac						
Bâti (Localités)		Bleu clair			$0,01 \leq X \leq 0,1999$	$0,01 \leq Y \leq 0,1999$	$-1,999 \leq Z \leq -0,01$
Parcelles agricoles				Rayures rouge sur fond vert	$0,2 \leq X \leq 0,4$	$0,01 \leq Y \leq 0,09$	$-0,09 \leq Z \leq -0,01$
Végétation naturelles	Forêt galerie				$0,4 \leq X \leq 0,5$	$-0,09 \leq Y \leq -0,1$	$0,01 \leq Z \leq 0,09$
	Savane arborée				$0,3 \leq X \leq 0,3999$	$-0,09 \leq Y \leq -0,1$	$-0,01 \leq Z \leq -0,09$

	Savane herbeuse et arbustive				$0,2 \leq X \leq 0,2999$	$0,01 \leq Y \leq 0,1999$	$- 0,1999 \leq Z \leq - 0,01$
	Sols nus				$0,15 \leq X \leq 0,2$	$0,1 \leq Y \leq 0,2$	$- 0,2 \leq X \leq - 0,1$
Élévation du relief	Chaînes de collines		Marr on				
	Montagne						

Suite à la « segmentation Multi résolution » l'image Sentinel-2A a été découpée en 1231 objet-images. La fusion des objets-images identiques après leurs affectations aux classes correspondantes a réduit leur nombre à 311.

III.1.2. Résultats du traitement de l'image

- *Carte de l'occupation du sol après traitement de l'image*

Les 1231 objet-images ont été assignés dans onze classes. D'abord au niveau de la végétation naturelle, il y a les classes : "forêt galerie", "savane arborée", "savane herbeuse et arbustive". Ces classes ont été identifiées en fonction de la teinte et des indices spectraux. La classe "bois sacré", qui est un symbole fondamental de la culture Sénoufo, a été identifiée suite à la campagne de terrain.

Ensuite, au niveau du relief élevé, il y a des éléments qui constituent la géologie du département de Boundiali : "affleurement de granite", "dôme granitique" et montagne. Enfin, il y a la ville de Boundiali qui forme la classe "bâti" et la classe "eau". La figure 5 présente la carte de l'occupation du sol de la zone d'étude.

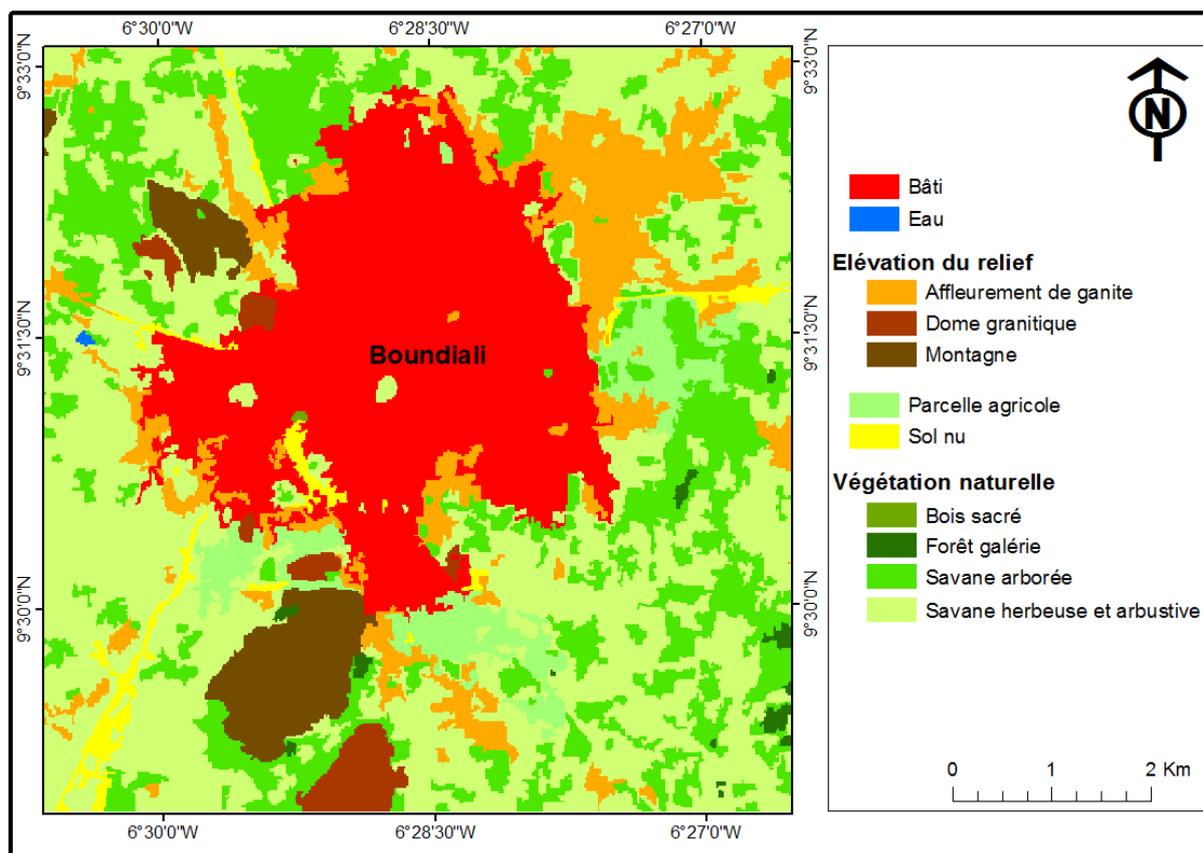


Figure 5 : Carte de l'occupation du sol de la zone d'étude

L'analyse de la carte d'occupation du sol montre que la végétation naturelle (en dégradé de vert) s'est fortement dégradée. En effet, la végétation d'origine naturelle représentée par la classe "forêt galerie" (1% de la zone d'étude) à activités humaines (cultures et plantations), a connu un premier niveau de dégradation avec la classe "savane arborée" (19% de la zone d'étude). Les classes "savane herbeuse et arbustive" (40%) et "parcelle agricole" (4%) représentent le deuxième niveau est partiellement de dégradé. Enfin, les classes "bâti" (19%) et "sol nu" (1%) traduisent une dégradation totale de la végétation. La classe de végétation

“bois sacrée” occupée une surface réduite de 1,41 ha, la dimension d’un ilot en milieu urbain, pour perpétuer les rites initiatiques de la culture Sénoufo. L’ensemble des classes “élévation du relief” (en marron dégradé) révèle que la zone d’étude est une zone géologique. Celle-ci est dominée par du “granite affleurant” sur 10% de la zone d’étude, suivi par des formations ponctuelles que sont les “montagnes” (4%) et des “dômes granitiques” (2%).

Le tableau VI issu de la table attributaire de la carte d’occupation du sol, renferme les aires exprimées en hectares et en pourcentages d’occupation de chaque classe.

Tableau VI : Aires des différentes classes d’occupation du sol

Classe	Aire en Km ²	Aire en ha	%
Affleurement de granite	6,832	683,2	10%
Bâti (ville de Boundiali)	13,2741	1327,41	19%
Bois sacré	0,0141	1,41	0%
Dôme granitique	1,0378	103,78	2%
Eau	0,0181	1,81	0%
Forêt galerie	0,3796	37,96	1%
Montagne	2,5175	251,75	4%
Parcelle agricole	2,4335	243,35	4%
Savane arborée	13,0534	1305,34	19%
Savane herbeuse et arbustive	27,5666	2756,66	40%
Sol nu	1,0195	101,95	1%
TOTAL	68,1462	6814,62	100%

III.1.3 Résultat de l’évaluation de la classification

Le **tableau VI** présente la matrice de confusion issue de cette validation. Cette matrice d’erreur montre le pourcentage des pixels bien classés dans la diagonale, tandis que le pourcentage de pixels mal classés est hors diagonale. L’analyse de cette matrice montre que certaines classes thématiques telles que l’eau, les zones humides et la forêt ont des précisions globales satisfaisantes qui dépassent 90%. En revanche, les classes savanes, cultures, sols nus et localités, ont des pixels qui présentent une faible séparabilité si bien qu’il existe des confusions entre elles.

Tableau VI : Matrice de confusion issue de la classification (Matrice 'erreures et de précision)

Classes	Zone de validation											Total
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	
MATRICE D'ERREURES												
1	16461	0	184	0	0	0	0	0	0	0	0	16645
2	0	1084	9	0	0	0	0	0	0	0	0	1093
3	0	0	116	0	0	0	0	0	0	0	0	116
4	0	0	118	2121	0	0	0	0	0	0	0	2239
5	0	0	0	0	135	0	0	0	0	0	0	135
6	0	0	97	0	0	2081	0	0	0	0	0	2178
7	0	0	0	0	0	0	663	0	0	0	0	663
8	0	0	2	0	0	0	0	67	0	0	0	69
9	0	0	30	0	0	0	0	0	427	0	0	457
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	23
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2
TOTAL	16461	1084	556	2121	135	2081	663	67	427	23	2	23620
PRECISION												
A	1	1	0.026	1	1	1	1	1	1	1	1	
B	0.97	0.95	1	0.94	1	0.96	1	0.9	0.95	1	1	
C	0.98	0.97	0.5	0.97	1	0.98	1	0.99	0.97	1	1	
D	0.97	0.95	0.026	0.94	1	0.96	1	0.98	0.95	1	1	
E	1	1	0.025	0.94	1	0.96	1	0.98	0.95	1	1	
TOTAUX												
F	0.93											
G	0.91											

Légende :

Matrice d'erreurs

Bâti (1) - Sol nu (2)- Dôme granitique (3) - Savane herbeuse et arbustive (4)- Forêt galerie (5) - Savane arborée (6)

Parcelle agricole (7) - Montagne (8) - Affleurement granitique (9) - Eau (10) - Bois sacrée (11)

Précision

A : PRECISION POUR LE REALISATEUR – B : PRECISION POUR L'UTILISATEUR - C : HELDEN

D : SHORT - E : KIA PAR CLASSE – F : PRECISION GLOBALE – G : KIA

• *Résultats de l'évaluation de la classification*

La **précision globale** est de **0,93** ; le **KIA** est de **0,91** et la valeur de **Kappa** est de **0,96**. Au vue des statistiques fournies par la matrice d'erreur, et en tenant compte des valeurs des KIA relatives, tous les objets-images ont été bien affectés

III.2. DISCUSSION

Les différentes approches colorimétriques et texturales sont en conformité avec les résultats des travaux de [22]. En effet selon cet auteur, l'interprétation la plus efficace des images satellitaire associe l'utilisation des méthodes assistées par ordinateur et l'analyse visuelle. L'interprétation visuelle permet l'analyse la plus sûre des structures de l'image. Par contre, c'est en utilisant l'ordinateur que l'analyse des textures (les comptes numériques des différents pixels) se fait plus rigoureusement.

La segmentation n'a pas pu faire ressortir clairement les routes pourtant bien visibles sur l'image. Par moment, elles se confondent à d'autres objets. Cette confusion est due à la résolution de l'image Sentinel-2A (20 m après ré-échantillonnage). Mais, cette lacune n'entame en rien le résultat de la segmentation.

La région de la Bagoué, qui comprend le département de Boundiali porte le nom d'un cours d'eau qui est éloigné de la zone d'étude.

La classe "eau" sur la carte est assimilable à un lac, mais en réalité il s'agit de l'eau stagnante dans un creux de granite affleurant qui ne peut s'y infiltrer

Au sujet de la variation du NDVI et du NDBI, Kouassi et al. (2018) affirme ce qui suit :

- Si le $NDBI \geq 0,01$, alors la classe thématique correspond au "Bâti" ;
- Si $NDBI \leq 0,0099$, et si les valeurs du $NDVI < 0$, alors, la classe thématique correspondante est "l'Eau" ;
- Si le $NDBI \leq 0,0099$, et si les valeurs du $NDVI$ sont comprises entre **0,1** et **0,199**, alors, la classe thématique correspondante est le "Sol nu" ;
- Si $NDBI \leq 0,0099$, et si les valeurs du $NDVI$ sont comprises entre **0,2** et **0,299**, alors, la classe thématique correspondante est une "Brousse basse" ;
- Si $NDBI \leq 0,0099$, et si les valeurs du $NDVI$ sont comprises entre **0,3** et **0,399**, alors, la classe thématique correspondante est une "Forêt dégradée" ou une "Jachère" ;
- Si $NDBI \leq 0,0099$, et si les valeurs du $NDVI \geq 0,4$, alors, la classe thématique correspondante est une "Forêt dense".

Selon [3] la valeur théorique du NDVI varie entre **-1** et **1**. En pratique, une surface d'eau libre (océan, lac,...) prendra des valeurs de NDVI proches de 0, un sol nu prendra des valeurs de 0,1 à 0,2, alors qu'une végétation dense aura des valeurs de 0,5 à 0,8. Cette étude confirme dans une certaine mesure les résultats des travaux de ces auteurs. Les différences

Variations de NDVI sont certainement dues aux variations de densité de végétation entre les zones d'étude.

Cependant, alors que pour Kouassi et al. (2018), l'ensemble des valeurs du NDVI de la végétation sont supérieures ou égale 0,4 (à Abidjan/Abobo) au Sud de la Côte d'Ivoire, cette étude permet de découvrir que dans le département de Boundiali (Nord de la Côte d'Ivoire), les valeurs du NDVI de la végétation dense varient entre 0,4 et 0,6 est en accord avec les travaux de [18] Cette étude confirme également la variation du NDVI et du NDBI des grands ensemble de classes (bâti, eau, sol nu).

Le NDVI de sol nu prend des valeurs de 0,1 à 0,2. Auparavant, Kouassi et al. (2018) avaient fait le constat que le sol nu prend des valeurs de NDVI de 0,1 à 1,999. Cette étude confirme non seulement ces valeurs, mais aussi met en exergue les valeurs de NDVI de l'ensemble des classes "élévation du relief" (affleurement de granite, dôme granitique, montagne) qui varient également de 0,1 à 1,999. Cependant, lorsqu'une couche géologique est couverte par une végétation, c'est la réflectance de la végétation qui est enregistrée.

IV. CONCLUSION

La classification orientée objets appliquée sur la zone urbaine et péri-urbaine de Boundiali a pour but d'améliorer la méthode de classification basée sur l'utilisation des indices spectraux NDVI et NDBI. À cet effet, cette étude a associé aux indices précédents, l'indice de l'eau (NDWI) ainsi que les approches colorimétrique et texturale. La segmentation multi résolution a subdivisé l'image Sentinel-2A en 1231 objet-images qui ont été assignés dans onze classes. L'approche colorimétrique à partir de la composition colorée RVB=4-3-2 a permis d'identifier les grands ensembles d'occupation au sol. La texture a permis d'identifier les domaines agricoles. Les indices spectraux ont permis d'obtenir des détails sur les objets à l'intérieur des grands ensembles. Au regard de la carte d'occupation du sol, la végétation naturelle s'est fortement dégradée. Cette dégradation est due aux activités humaines (dynamique urbain et culture). L'ensemble des classes "élévation du relief" (en dégradé de couleur marron) révèle que la zone urbaine et péri-urbaine de Boundiali est une zone géologique. Au vu des résultats de la classification, cette carte d'occupation du sol peut constituer un document de base pour accompagner d'autres études pour la discrimination du couvert végétal, dans la recherche des zones favorables à l'élevage et à l'agriculture (riziculture et culture maraichère) dans le département de Boundiali.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1]. A. Achbun, M. Mansour, M. Layelmam et M.F. Smiej (2013). Étude comparative de la classification orientée objet d'une image SPOT 5 pour la cartographie de l'occupation du sol via eCognition 9, revue HAL (Archives-Ouvertes) 14 p.
- [2]. A. Billey (2018). Synergie des données Sentinel optiques et radar pour l'observation et l'analyse de la végétation du littoral du Pays de Brest, Mémoire de Master, École Supérieure des Géomètres et Topographes. Conservatoire National des Arts et Métiers, 63 p.
- [3]. A. Denis (2020). Travaux Pratiques de télédétection spatiale II - Avec données et logiciels libres, Université de Liège (Belgique), 429 p.
- [4]. A. Emran (2005). Données Landsat mises à disposition pour le Développement Durable en
- [5]. A. Leboeuf, M-P. Samson, A. Paquet (2015). Guide d'interprétation des mosaïques d'images satellite Landsat. Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, Direction des inventaires forestiers, 22 p.
- [6]. B. Delarte (2014). Extraction, analyse et utilisation de relation spatiale entre objet d'intérêt pour une analyse d'image de la télédétection par des connaissances du domaine. Thèse de Doctorat, Université de Strasbourg, Ecole Doctorale Mathématique

- [7]. C. Faivre-Finn, C., Planchard, D., Popat, S. T., Kerr, K., Novello, S., Smit, E. F.,... & Peters, S. (2018). Metastatic non-small cell lung cancer: ESMO Clinical Practice Guidelines for diagnosis, treatment and follow-up. *Annals of Oncology*, Vol. 29, p.iv192-iv237.
- [8]. C. Pelletier (2017). Cartographie de l'occupation des sols à partir de séries temporelles d'images satellitaires à hautes résolutions : Identification et traitement des données mal étiquetées. Thèse de Doctorat, Université de Toulouse 3 Paul Sabatier. École doctorale et spécialité : Surfaces et interfaces continentales, Hydrologie (SDU2E) ; Unité de Recherche : Centre d'Études Spatiales de la Biosphère (CESBIO) - UMR 5126, 289 p.
- [9]. D. Julien (2015). Développement d'un modèle de classification d'images SAR pour la cartographie des cultures tropicales : Exemple de l'île de la Réunion. Mémoire de fin d'étude Master 2 en géomatique. Université Rennes 2 - Agro campus Ouest, Département de Géographie, 49 p.
- [10]. Esa, Saleh, M., Y., Mhandi, Y., Brandauer, W., & Mohamed, A. (2016, October). Design and implementation of CCNY DC microgrid testbed. In 2016 IEEE industry applications society annual meeting (pp. 1-7). IEEE.
- [11]. E., De La Tour, Epstein, R. H., Bolle, A., Steinberg, C. M., Kellenberger, , E. B., Chevalley, R., ... & Lielausis, A. (1963). Physiological studies of conditional lethal mutants of bacteriophage T4D. In Cold Spring Harbor Symposia on Quantitative Biology (Vol. 28, pp. 375-394). Cold Spring Harbor Laboratory Press
- [12]. E.L. Melo Ramirez (2018). Application d'algorithme d'occupation du sol en Haïti : aide à la reconstruction post ouragan. Rapport de stage de Master 2 en Aménagement des Territoires et Télédétection de l'Université de Toulouse III – Paul Sabatier, 42 p.
- [13]. G. Gachet (2006). Prospection sur les images numériques Proche Infrarouge. Ecole Polytechnique de Lausanne, laboratoire des Systèmes d'Information Géographique. 32 p.
- [14]. INS (2014). Institut National de la Statistique, Recensement Général de la population et de l'habitat (RGPH).
- [15]. J. H. Danumah (2016). Assessing Urban Flood Risks under Changing Climate and Land Use in Abidjan District, South Cote d'Ivoire, PhD Thesis in climate change and land use, Kwame Nkrumah University of Science and Technology Kumasi, Ghana, p.
- [16]. J. Marechal (2012). Caractérisation de la dynamique d'occupation du sol de la ville de Kisangani (RD Congo) et de sa périphérie entre 2002 et 2010, Master Bio ingénieur en Gestion des Forêts et des Espaces Naturels, Université de Liège, Gembloux Agro bio Tech, p 99.
- [17]. J.P. Mondésir (2016). Apports de la texture multibandedans la classification orientée-objets d'images multisources (optique et radar).Mémoire soumis pour l'obtention du grade de Maître ès sciences en Télédétection au Département de Géomatique Appliquée de l'Universitéde Sherbrooke (Québec, Canada), 84 p.
- [18]. K. D. Kouassi (2019). Apport de la télédétection et des Systèmes d'Information Géographique à la prévention et à la prévision du risque d'inondation dans la commune d'Abobo (Abidjan, Côte d'Ivoire). Thèse de Doctorat en Télédétection et SIG. Université F.H. Boigny d'Abidjan, UFR-STRM, Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection, 161 p.
- [19]. K. Soudani (2005). Introduction générale a la télédétection, Faculté des Sciences d'Orsay – Université Paris Sud XI, 26 p.
- [20]. K.D. Kouassi, B.H. Kouadio, D.A. Alla etT.V. Assoma (2018). Cartographie de l'occupation du sol par une nouvelle approche de classification orientée-objet à partir de l'image Sentinel-2A de la commune d'Abobo (Abidjan, Côte d'Ivoire). *International Journal of Engineering Science Invention (IJESI)* ISSN (Online): 2319 – 6734, ISSN (Print): 2319 – 6726 www.ijesi.org ||Volume 7 Issue 2|| February 2018 || PP. 28-38.
- [21]. L. Vélasco (2013). Production d'une méthodologie d'évaluation des classifications orientée objet. *Systèmes d'Informations Localisées pour l'Aménagement du Territoire*, 65 p.
- [22]. M. Barbier, A. Borius et D. Marechal (2006). Extraction des fragments boisés du paysage à partir d'image satellitaires SPOT HRV : comparaison entre classification par pixels et classification par objets, Master SIGMA, université de Toulouse le Mirail, projet eCognition, 51 p.
- [23]. M. Matthieu Le Goff (2017). Techniques d'analyse de contenu appliquées à l'imagerie spatiale. Thèse de Doctorat. Université de Toulouse. École Doctorale : Mathématiques, Informatique, Télécommunications de Toulouse (MITT). Unité de recherche : Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (I.R.I.T.), 141 p.
- [24]. M. Racle (2016). Évaluation comparative de méthodes pour la cartographie et le suivi des renouées asiatiques par télédétection, Mémoire de Master Sciences Des Territoires, spécialité « Systèmes Territoriaux, Aide à la Décision, Environnement », Université de Grenoble Alpe, Institut de Géographie Alpine, p 96.
- [25]. M-C. Girard (1995). Étude de l'interprétation visuelle des images satellitaire pour l'analyse spatiale des sols : un exemple dans la région de Lodève. Étude de gestion des sols 1, 2, pp : 7-24.
- [26]. O. De Joinville (2016). Travaux pratiques sur eCognition Developer Trial (ENSG –DIAS), 19 p.
- [27]. NEA (2018).
- [28]. P.Taconet (2019). Initiation à la télédétection spatiale sur logiciel libre. Institut de Recherche pour le Développement (IRD), UMR MIVEGEC, 29 p.
- [29]. R. Faivre (2018). Introduction à la réalisation de spatio-cartes. Formation en Télédétection, du 10 au 12 mai 2018, à l'Université de Strasbourg, 126 p.
- [30]. R. Péliissier et A.A. Boahen (1990). Histoire générale de l'Afrique.; L'Afrique sous domination coloniale. 1880-1935. In:Politique étrangère, volume 7, n°4 - 1990 - 55^eannée. p. 916.
- [31]. Ratsimandresy R N. (2018). Analyse du potentiel de l'image satellite sentinel-2 a la caractérisation des reboisements villageois de la commune rurale de Tsiafahy région Analamanga. Mémoire de Master II en Foresterie et Environnement.
- [32]. S. Dupuy et T. Tormos (2011). Analyse orientée objet d'image de télédétection : prise en main d'eCognition developer. AgroParisTech-UMR TETIS. 87 P.
- [33]. T.H Pham et D. C He (2012). Classification orientée objet d'une image QuicBird de la ville de Hanoi (Vietnam), étude empirique des paramètres de segmentation, revue Télédétection, vol. 11, n° 2, 287-305.

KONE Isaac Zakariya, et. al. "Classification orientée-objet d'une image sentinel-2A pour la cartographie de l'occupation du sol via eCognition : cas de la zone urbaine et péri-urbaine de Boundiali dans la région de la Bagoué (Nord de la Côte d'Ivoire)." *International Journal of Engineering Science Invention (IJESI)*, Vol. 11(04), 2022, PP 44-56. Journal DOI- 10.35629/6734