

# Évaluation des méthodes de classifications dirigées (spectrale et orientée objet) sur les images satellitaires à THRS

Cas de la cartographie du tissu urbain de la commune de Cocody et d'Attécoubé (Abidjan, Côte d'Ivoire)

*Evaluation of directed classification methods (spectral and object oriented) on VHSR satellites images*

*Case of the mapping of the municipality of Cocody and Attécoubé (Abidjan, Côte d'Ivoire)*

Patrice N'guessan Akoguhi, Hyppolite N'da Dibi, Marc Houin Godo, Germain Miessan Adja et Fernand Koffi Kouamé

Volume 22, numéro 3, décembre 2022

URI : <https://id.erudit.org/iderudit/1101293ar>

DOI : <https://doi.org/10.4000/vertigo.36548>

[Aller au sommaire du numéro](#)

Éditeur(s)

Université du Québec à Montréal  
Éditions en environnement VertigO

ISSN

1492-8442 (numérique)

[Découvrir la revue](#)

Citer cet article

Akoguhi, P. N., Dibi, H. N., Godo, M. H., Adja, G. M. & Kouamé, F. K. (2022). Évaluation des méthodes de classifications dirigées (spectrale et orientée objet) sur les images satellitaires à THRS : cas de la cartographie du tissu urbain de la commune de Cocody et d'Attécoubé (Abidjan, Côte d'Ivoire). *VertigO*, 22(3), 1-32. <https://doi.org/10.4000/vertigo.36548>

Résumé de l'article

Cette étude se propose d'analyser les performances de la classification dite spectrale et de la classification dite orientée objet pour la cartographie du tissu urbain des communes de Cocody et d'Attécoubé, dans l'agglomération d'Abidjan en Côte d'Ivoire, à partir des images satellitaires à Très haute résolution spatiale (THRS). Ces deux techniques de classification ont été successivement appliquées à trois sites tests, à savoir une zone bien bâtie (ZBB), une zone à habitats précaires (ZHP) et une zone non bâtie (ZNB). Les résultats des deux traitements sont comparés afin d'analyser les performances. Il ressort de ces traitements que la classification orientée objet (COO) est mieux adaptée que la classification spectrale (CS) pour la cartographie des sites bâtis, car elle améliore la précision cartographique de 4,58%. Au niveau des sites à habitats précaires, les deux types de classifications affichent les précisions globales presque similaires : 89,59% pour la classification spectrale et 90,32% pour l'approche orientée objet. Concernant les terrains non bâtis, la CS est la mieux indiquée avec une amélioration globale de 8,22% par rapport à l'approche COO. En somme, la COO semble plus adaptée pour l'extraction d'unités cartographiques des sites bien structurés. Au fur et à mesure que le niveau d'organisation du site décroît, les performances de la COO baissent au profit de la CS.

© Université du Québec à Montréal et Éditions en environnement VertigO, 2022



Ce document est protégé par la loi sur le droit d'auteur. L'utilisation des services d'Érudit (y compris la reproduction) est assujettie à sa politique d'utilisation que vous pouvez consulter en ligne.

<https://apropos.erudit.org/fr/usagers/politique-dutilisation/>

---

# Évaluation des méthodes de classifications dirigées (spectrale et orientée objet) sur les images satellitaires à THRS.

Cas de la cartographie du tissu urbain de la commune de Cocody et d'Attécoubé (Abidjan, Côte d'Ivoire)

*Evaluation of directed classification methods (spectral and object oriented) on VHSR satellites images. Case of the mapping of the municipality of Cocody and Attécoubé (Abidjan, Côte d'Ivoire)*

Patrice N'guessan Akoguhi, Hyppolite N'da Dibi, Marc Houin Godo, Germain Miessan Adja et Fernand Koffi Kouamé

---

## Introduction

- 1 L'avènement de la télédétection constitue un avantage certain pour la gestion de l'espace. En effet, la vision synoptique et la bonne fréquence des images satellitaires permettent de cartographier et de suivre les dynamiques de nombreux milieux et surfaces, comme par exemple les zones urbaines, les surfaces forestières ou encore les calottes glaciaires (Boukachaba, 2017 ; Forget et al., 2008). Les surfaces moins étendues telles que les zones urbaines étaient identifiées en tant que tâches urbaines sans détails compte tenu de la résolution des images qui allait de 20 mètres à plusieurs kilomètres (Robin, 2009 ; Sidi Youssef et al., 2014). Ainsi, pour appréhender la question de la dynamique des états de surface en général, et en particulier celle des espaces urbains et périurbains, l'une des techniques les plus utilisées est la classification dirigée spectrale. Cette approche dite classique prend en compte exclusivement les comptes numériques des pixels (Alban, 2005 ; Bonn et Ronchon, 1996 ; Kemsol-Nagorngar, 2018).

- 2 Pour aborder la cartographie de détails des villes, à l'échelle de la parcelle ou du lot, il fallait faire appel aux photographies aériennes qui, en dépit de leur précision spatiale, présentent des limites au niveau de la qualité et de la couverture des prises de vue (Benyahia et Dridi, 2017). En effet, il fallait plusieurs centaines de photos pour couvrir une ville, ce qui rendait le traitement difficile et long. Avec le temps, les avancées technologiques ont tenté de concilier la précision spatiale et la couverture des prises de vues, de sorte qu'aujourd'hui les images spatiales ont pratiquement la précision des photographies aériennes (Catanzano, 2001). C'est le cas des images de dernières générations dites de Très haute résolution spatiale (THRS) telles qu'Ikonos, GeoEye, Quickbird, et *cetera*. Ainsi, la disponibilité de ce type constitue potentiellement un très grand apport pour la cartographie des villes à des échelles de l'ordre du 1/10 000. La THRS permet une représentation réelle des objets urbains (bâti, rues, le réseau électrique, voirie, et *cetera*) sur une carte. En outre, elle permet de favoriser la mise à jour des bases de données spatiales. Ce qui est primordial en ce qui concerne le milieu urbain des pays en développement, où l'urbanisation progresse rapidement et où les sources de données conventionnelles sont imprécises, difficiles à mettre à jour, et d'accès limité (Thi-Thanh-Hièn et Dong-Chen, 2013).
- 3 Avec ces images est apparue une autre forme d'extraction de l'information dénommée la classification orientée objet. Cette approche bouleverse les techniques traditionnelles de traitement. Ici, l'unité de base est l'objet qui est un ensemble de pixels et non le pixel isolé comme le concevait la théorie traditionnelle de classification (Crombete, 2016).
- 4 Selon les travaux effectués par certains chercheurs (Puissant et Weber, 2004) sur des villes européennes, la classification orientée objet (COO) permet une amélioration de 5 à 8 % par rapport à la classification spectrale (CS). Or, les villes d'Europe et certaines villes d'Amérique du Nord sont construites avec une architecture bien élaborée. Ainsi, l'avantage de la COO sur la CS dans la cartographie urbaine serait en rapport avec l'organisation de cette dernière.
- 5 Qu'en est-il au niveau des villes des pays moins développés présentant un urbanisme moins planifié et une structuration moins élaborée ? En effet, dans les métropoles africaines, l'organisation est différente des villes occidentales. Abidjan, capitale de la Côte d'Ivoire, en est un exemple, car cette ville présente un tissu urbain très hétérogène composé de zones bien construites, de zones abritant des quartiers à bâtis précaires et de terrains vagues lotis ou non, couverts d'une végétation herbacée.
- 6 Au vu de ces différents constats, la question posée est de savoir si la classification orientée objet est toujours indiquée pour la cartographie du tissu urbain. C'est pour tenter de répondre à cette interrogation que le présent travail a été initié. Il porte sur l'évaluation des méthodes de classifications dirigées et doit aider à la gestion rationnelle de l'espace de la commune de Cocody. Ce qui permettra la pérennisation de la notoriété et de l'image de cette commune. Quant à la commune d'Attécoubé, cette étude répond à un souci de préservation des ressources naturelles. En effet, le site est voisin de la Forêt classée du Banco qui a pour rôle majeur de protéger la nappe phréatique du terminal continental pour l'approvisionnement en eau potable de la ville d'Abidjan. Une surveillance permanente de son intégrité et de son environnement immédiat est donc nécessaire pour éviter sa dégradation par une occupation non contrôlée. Le présent travail a donc pour objectif d'améliorer la cartographie du tissu urbain par imagerie spatiale dite à THRS. Il s'agira plus spécifiquement d'appliquer

conjointement la classification spectrale et orientée objet sur trois différents sites tests d'une image QuickBird. Ce qui permet de déterminer la plus appropriée en fonction de chaque site.

## Cadre théorique

- 7 L'utilisation des images satellitaires pour l'étude du tissu urbain a fait l'objet de plusieurs études à travers le monde. Elle remonte aux années 1970 avec le lancement des premiers satellites de la famille Landsat pour l'acquisition de données sur les ressources terrestres. Depuis lors, plusieurs innovations ont pu être obtenues dans les différents milieux urbains avec des capteurs de basse et haute résolution (Kamel, 2005 ; Mandimbiharison et Raharison, 2003 ; Onana et al., 2005). Cependant, les mesures physiques, environnementales et socio-économiques des variables du milieu urbain étaient limitées avec ce type de capteurs, à cause des résolutions trop grossières (80 mètres pour les basses résolutions et 30 à 20 mètres pour les hautes résolutions). Le traitement numérique de ces types d'images était assuré par la classification dite spectrale (CS) (ou encore pixel à pixel). Cette approche a pour principe d'attribuer chaque pixel de l'image à une classe thématique choisie par l'utilisateur en fonction de ses valeurs spectrales. Ce qui permet à la fin du regroupement de créer une carte (Alban, 2005 ; Sellin et al., 2016).
- 8 L'avènement des capteurs à Très haute résolution spatiale (THRS) tels Quickbird et Ikonos, possédant des résolutions inférieures à 3 mètres, constitue alors une révolution importante dans le domaine de l'étude urbaine. C'est ce type d'image satellite qui a en effet permis de développer la classification orientée objet (COO). Contrairement à l'approche classique « pixel à pixel », la démarche orientée objet ne traite pas le pixel de manière isolée, mais dans son contexte en regroupant des pixels au sein d'objets interprétés en se basant sur leurs valeurs spectrales, leur taille, leur forme et leur contexte (Benz et al., 2004 ; Lassieur, 2006 ; Reynaud et al., 2020).
- 9 Ainsi, Lhomme (2005) a étudié l'identification du bâti à partir d'images satellitaires à très haute résolution. Il indique les bienfaits des images à très haute résolution qui constituent un atout essentiel dans l'étude urbaine et périurbaine. Les résultats de ses traitements issus de la COO indiquent que l'extraction des bâtis dans les quartiers du centre-ville de Strasbourg en France donne une précision globale d'environ 92,6%. La classification des bâtis apparaît satisfaisante avec un pourcentage de bonne classification compris entre 90% et 95,5%. En classifiant une image Spot 5 et Quickbird de la ville de Strasbourg, Puissant, (2003) ainsi que Puissant et al., (2006) ont aussi montré l'intérêt de la COO pour l'extraction des objets urbains tels que le bâti, le réseau routier, l'eau, et *cetera*. Il ressort de ces travaux que la COO donne une précision de globale de 94,6% contre 93,4% pour la CS. Cette même étude révèle qu'avec la classification orientée objet, les bâtis sont mieux discriminés avec un taux global situé entre 95,97% et 98,5%. En outre, Puissant et al., (2006) ont montré la possibilité d'améliorer les connaissances sur l'environnement urbain à l'aide de COO sur des images à très haute résolution spatiale. Les résultats indiquent que la COO en milieu urbain permet d'augmenter le pourcentage d'extraction de plus de 5%. Cette amélioration est plus significative avec les objets ayant une forme régulière comme les bâtis et les voies bitumées. L'approche orientée objet relève toutefois des incertitudes associées à l'identification de certains objets (végétation, sol nu) dont le taux

d'extraction diminue d'environ 5% par rapport à la classification spectrale (Puissant et al., 2006).

- 10 Corbane et al., (2004) indiquent, dans une analyse de l'utilisation des images multispectrales en vue d'une mise à jour de la carte d'occupation du sol d'un bassin versant au Liban, que la classification orientée objet est insuffisante pour caractériser toutes les classes d'occupation du sol. En effet, en procédant à une étude comparative de la classification orientée objet et pixel ils ont démontré que les objets comme les forêts clairsemées et les sols nus sont mieux discriminés avec la classification spectrale (Corbane et al., 2004). Ainsi, leurs résultats indiquent que la classification orientée objet donne pour la classe "forêt clairsemée" un taux d'extraction de 54.7% contre 70.1% pour la méthode spectrale. La classe "sol nu blanc" donne quant à elle des taux de 34.5% pour l'approche orientée objet contre 92.8% pour l'approche spectrale (Corbane et al., 2004, p.13 et 14).
- 11 En Côte d'Ivoire, la documentation consultée ne nous a pas permis de noter des études menées sur les objets urbains à l'aide d'images à très haute résolution par l'approche orientée objet. Les études réalisées sont récentes. Dongo et al., (2008) ont par exemple utilisé une image Quickbird pour la cartographie de six quartiers précaires de la commune de Yopougon, mais n'ont pas effectué de classification d'image. Ils se sont limités à une numérisation manuelle de la structure des quartiers précaires après une interprétation visuelle des images de la commune. Quant aux travaux de Kouakou (2020), ils ont permis la détection et la délimitation de la couronne foliaire des rôniers sur une image multispectrale GeoEye-1 de très haute résolution à l'aide de la classification à base de règle dans le logiciel Envi.

## Matériel et Méthodes

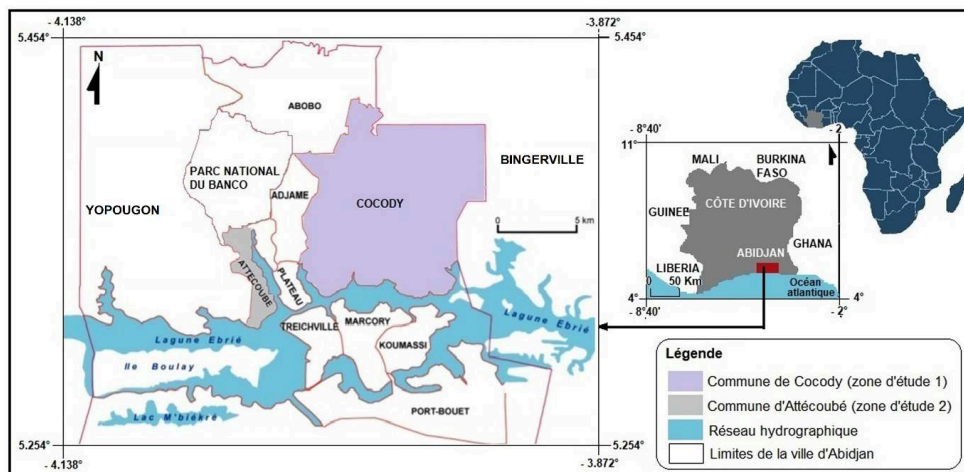
### Présentation générale des communes étudiées

- 12 Ville cosmopolite de l'Afrique subsaharienne, Abidjan, capitale économique de la Côte d'Ivoire, compte plus de six millions d'habitants et s'étend sur une superficie de 2.119 kilomètres carrés (RGPH, 2021). Sa population est répartie sur les treize communes qui la composent : Abobo, Adjamé, Anyama, Attécoubé, Bingerville, Cocody, Koumassi, Marcory, Plateau, Port bouët, Treichville, Songon et Yopougon. Les deux communes (Cocody et Attécoubé) qui font l'objet de cette étude sont situées dans le nord du district d'Abidjan (figure 1).
- 13 La commune de Cocody s'étend sur une superficie de 132 kilomètres carrés pour une population estimée à 692 583 habitants en 2021 (RGPH, 2021, p1). Elle est limitée à l'est par la commune de Bingerville, à l'ouest par les communes du Plateau et d'Adjamé, au sud par la lagune Ébrié et au nord par la commune d'Abobo (figure 1). À l'instar de l'ensemble de la ville d'Abidjan, la commune de Cocody connaît depuis plusieurs décennies une démographie galopante. Réputée aisée, pour les populations sans grands moyens, Cocody reste une commune attrayante où elles peuvent offrir leurs services comme personnel de maison. Elle se classe au rang des premières communes en matière de qualité du cadre de vie. Les différents types d'habitats de la commune se répartissent en quatre groupes, à savoir l'habitat résidentiel constitué de luxe, l'habitat économique, l'habitat de type évolutif qui est rencontré principalement dans les

villages d'Ébrié (Ebah, 2009 ; Koukougnon, 2015). Le dernier groupe est l'habitat précaire qui ne répond à aucune norme officielle.

- 14 La commune d'Attécoubé s'étend sur une superficie de 68,2 kilomètres carrés pour une population estimée 313 135 habitants (RGPH, 2021, p1). Elle est limitée au nord par la commune d'Abobo, au sud par les communes du Plateau et de Treichville, à l'est par les communes d'Adjamé et à l'ouest par la commune de Yopougon (Figure 1). La Forêt classée du Banco occupe 40 kilomètres carrés de son territoire et 5 kilomètres carrés correspondent au plan d'eau de la lagune Ébrié. Attécoubé est caractérisée par une cité-dortoir modeste. L'habitat précaire et économique occupe une importante partie du territoire de la commune. Ces dernières années, Attécoubé subit une forte pression démographique, engendrant ainsi une forte urbanisation dans cette commune (N'dri et al., 2016).

Figure 1. Situation géographique des zones d'étude



BNETD - CCT, 2012

## Matériel

- 15 La réalisation de la classification spectrale et orientée objet a nécessité un certain nombre de données images, d'outils et de techniques représentés par le tableau 1.

Tableau 1. caractéristiques du matériel utilisé

Données images	Matériel de terrain	Logiciels
<ul style="list-style-type: none"> <li>- carte topographique de la ville d'Abidjan (1/25000). Elle a permis de délimiter les contours des communes étudiées ;</li> <li>- Image satellitaire QuickBird de janvier 2008 ayant servi de support de classification.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- appareil photographique pour les prises de vue ;</li> <li>- GPS Garmin de type GPSMAP 62S (précision 3 à 10 mètres) pour enregistrer les coordonnées géographiques des parcelles de contrôle lors de la vérification sur le terrain.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Envi 5.3 pour la CS ;</li> <li>- Envi Zoom 5.3 pour la COO ;</li> <li>- Excel 2016 pour les traitements statistiques.</li> </ul>

- 16 L'image QuickBird de la ville d'Abidjan est de format standard et elle a été acquise en janvier 2008. Elle est constituée de quatre bandes multispectrales (bleu, vert, rouge et proche infrarouge) fusionnées avec une bande panchromatique (tableau 2). Cette image a été acquise avec un niveau de traitement acceptable. Les corrections radiométriques et géométriques ainsi que les corrections des distorsions ont été déjà appliquées, donnant ainsi une excellente lisibilité des différents éléments urbains.

Tableau 2. Caractéristiques de l'image

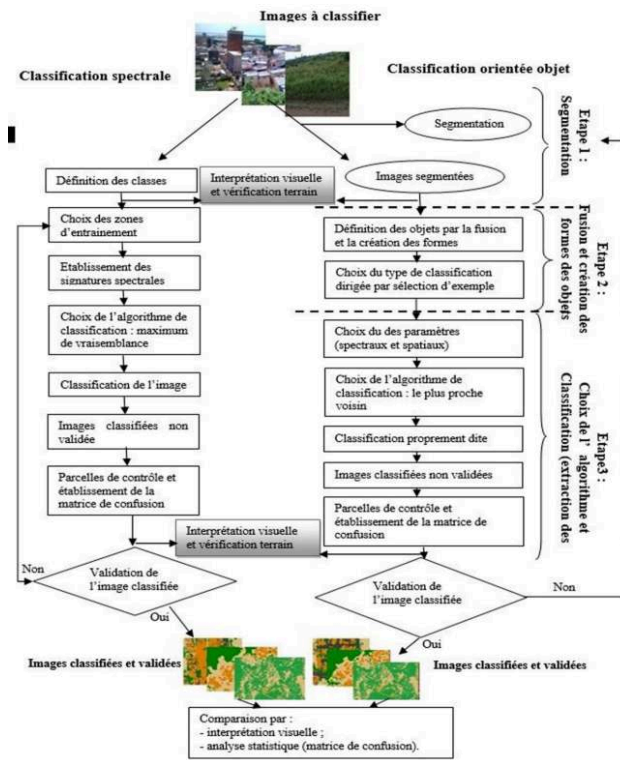
Date	Nombre de bits		Projection	Zone	Système géodésique
janvier 2008	8		UTM	30	WGS 84
Mode	Bande spectrale (Longueur d'onde (µm))		Résolution spatiale (m)		
Panchromatique	0,450 – 0,900		0,61 x 0,61		
Multispectral	1 bleu 0,450 – 0,520		2,5 x 2,5		
	2 vert 0,552 – 0,600		2,5 x 2,5		
	3 rouge 0,630 – 0,690		2,5 x 2,5		
	4 proche infrarouge 0,760 – 0,900		2,5 x 2,5		

QuickBird de 2008

## Méthodes

- 17 Le traitement appliqué à l'image QuickBird pour la cartographie urbaine se compose de deux grandes phases. La première est l'interprétation de l'image pour le choix des sites tests. La seconde phase est constituée de la classification orientée pixels (classification spectrale) et de la classification orientée objet (COO). Ces approches de classification sont constituées de plusieurs d'étapes représentées à la figure 2.

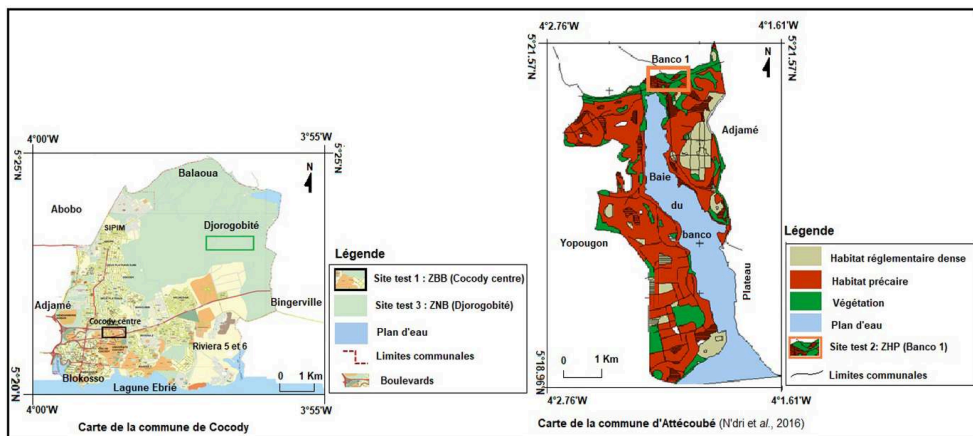
Figure 2. Organigramme descriptif de la méthodologie générale



18 Les sites tests retenus sont au nombre de trois et se présentent comme suit :

- une zone bien bâtie (ZBB) extraite sur le site de Cocody centre ;
- une zone à habitats précaires (ZHP) extraite sur le site d'Attécoubé (Banco 1)
- une zone non bâtie (ZNB) extraite à Djorogobité sur le site de Cocody. La répartition spatiale de ces différents sites tests est illustrée à la figure 3.

Figure 3. Localisation des sites tests



### Classification dirigée orientée pixel

19 La classification spectrale, ou orientée pixel, a été effectuée dans le logiciel Envi 5.3 en cinq principales étapes à savoir : identifier les classes thématiques, choix des zones d'entraînement et établissement des signatures spectrales des classes, le choix de



l'algorithme de classification et classification proprement dite, choix des parcelles de contrôle puis l'établissement de la matrice de confusion. À la fin de la classification, il y a l'évaluation de cette dernière est effectuée.

- 20 Une visite de terrain, effectuée en complément de l'analyse visuelle des images satellites de chaque site, a permis de définir les différentes unités cartographiques. À la suite de la visite terrain, les classes thématiques ont été établies. Ainsi, pour le site représentant les zones bien bâties, nous avons identifié six (6) classes d'occupation du sol représentées par, les classes "bâti toit rouge" (BTR), "bâti toit sombre" (BTS), "bâti toit divers" (BTD), "végétation" (VGT), "route" et "sol nu" (SN). En ce qui concerne le second site, quatre (4) classes ont été définies pour représenter les unités cartographiques de la zone non bâtie, à savoir, les classes "sol nu", "route TB" (route en terre battue), "végétation" et "palmier".
- 21 Les zones d'entraînement sont déterminées à l'aide des connaissances à priori du territoire. Cette action consiste à délimiter des zones homogènes connues appelées "sites d'entraînement ou parcelle d'apprentissage" sur les images des trois sites tests. Les caractéristiques spectrales serviront, par la suite, à classifier le reste de l'image. L'établissement des signatures spectrales intervient après le choix des parcelles d'apprentissage. Elle consiste à caractériser les signatures spectrales de chaque classe, c'est-à-dire les situer dans l'espace spectral et évaluer leur séparabilité. Elle est réalisée automatiquement au laboratoire, par l'ordinateur à travers le logiciel Envi 5.3 lors de l'enregistrement de la signature spectrale des parcelles d'entraînement.
- 22 L'algorithme de classification selon le maximum de vraisemblance (maximum *likelihood*, en anglais) a été utilisé pour effectuer les différentes classifications. Cet algorithme s'appuie sur des méthodes probabilistes. Il consiste à calculer pour chaque pixel de l'image sa probabilité d'être rattaché à une classe A plutôt qu'à une classe B (Girard et Girard, 1999; Caloz et Colle, 2001). La règle d'affectation qui se déduit de cette technique permet de minimiser les risques d'erreurs par une meilleure utilisation des probabilités d'appartenance.
- 23 Ces parcelles permettent de vérifier l'exactitude de la classification et d'établir la matrice de confusion. Elles sont prélevées sur le terrain à l'aide du GPS pour les confronter aux parcelles d'entraînement utilisées au laboratoire lors de la première phase de la classification. À cet effet, un échantillon de 20 points par site test et pour chaque type de classification est prélevé.
- 24 Lorsque la classification est terminée, son exactitude est déterminée à l'aide d'une interprétation visuelle et d'une matrice de confusion. La première concerne l'analyse thématique visuelle issue de l'image QuickBird et des cartes produites par les différentes classifications. Elle a conduit à des visites de terrain pour permettre de voir la conformité des images classifiées avec la réalité terrain. L'analyse des matrices de confusion, pour évaluer le niveau de performance global du traitement, mais également des classes d'occupation du sol.
- 25 La matrice de confusion permet de décrire et d'évaluer pour chacune des classes produites, la pertinence globale des résultats du modèle de classification appliqué aux zones test.
- 26 À cet effet, la matrice de confusion s'appuie sur l'Indice Kappa (K) qui caractérise le rapport entre les pixels bien classés et le total des pixels sondés. Ainsi, l'indice Kappa

(équation 1) est exprimé en termes de précision globale (PG) observée (équation 2) et de précision prévue exprimée par l'équation 3 (Chalifoux et al., 2006).

27 Indice

$$K = \frac{a - b}{1 - b} \quad (1)$$

$$PG(a) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{Nc} x_{ii} \quad (2)$$

28 Avec :

29 PG (a) : Précision Globale ; Nc : Nombre de classes

30 PP (b) : Précision Prévue ; N : Nombre total d'observations

Image 100026A000003B89000005A390612E062875AE44.emf

$x_{ii}$  : Nombre d'observations dans la colonne  $i$ , ligne  $i$  (diagonale de la matrice)

Image 10001D4000003B89000005A3DBA8E65C8B779BC5.emf

$x_{+i}$  : Total des observations dans la colonne  $i$

Image 100015B800003B89000005A345AD84299D0C757F.emf

$x_{i+}$  : Total des observations dans la ligne  $i$

31 Une fois la classification validée, un filtre médian 3\*3 nous permet de réduire l'hétérogénéité intra classes par élimination des pixels isolés. Nous procédons ensuite à l'habillage des cartes en tenant compte des éléments sémiologiques (Aka et al., 2022).

32 Pour évaluer chaque classe prise séparément, deux indices sont employés. Ce sont : l'erreur d'omission et l'erreur de commission. L'erreur de commission est l'affectation d'un pixel à une classe autre que celle à laquelle il devrait appartenir. L'erreur d'omission, quant à elle, représente la non-affectation d'un pixel à la classe à laquelle elle devrait appartenir.

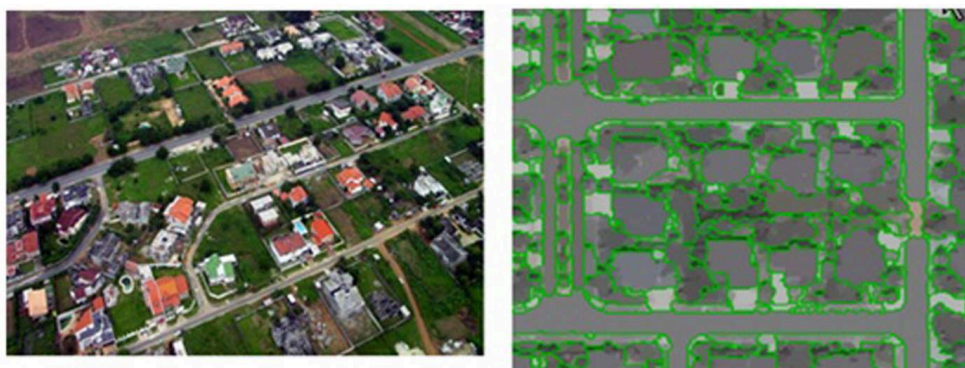
## Classification orientée objet

33 Dans le souci d'avoir des résultats cartographiques comparables, les mêmes sites tests (zone bien bâtie, zone à habitats précaires et zone non bâtie) ont été sélectionnés pour effectuer la classification orientée objet. En outre, les mêmes paramètres d'évaluation ont été utilisés (précision globale, erreur de commission et d'omission par classe). La classification orientée objet effectuée sur les trois sites tests s'est fait en trois grandes étapes, à savoir, la segmentation de l'image à classer, la fusion et caractérisation des formes des objets, le choix de l'algorithme et la classification proprement dite.

34 La segmentation de l'image est une opération qui consiste à analyser et découper une image en zones uniformes (objets homogènes). C'est donc le processus de division d'une image (figure 4) en segments (représentant des objets) qui ont les mêmes caractéristiques (attributs). La méthode de classification par objet mise en place pour

ce travail est une méthode de classification supervisée basée sur des zones d'entraînement déterminées par photo-interprétation. Ainsi, pour obtenir une meilleure classification des objets urbains, il a été retenu, au cours de la segmentation, un ajustement de l'échelle se situant entre 12 à 50 %. Plus cette échelle est grande, plus les objets seront de grande taille. Les objets de petite taille seront sélectionnés si cette échelle est petite. La définition du critère d'homogénéité se compose de deux paramètres que sont la couleur et la forme. Le renforcement des couleurs influence les valeurs spectrales vis-à-vis de la forme dans la constitution du critère d'homogénéité (Alban, 2005). Plus le critère de couleur est faible, moins l'homogénéité spectrale influence la génération d'objets. La forme prend en compte deux paramètres : compacité et lissage. Ce critère est en fait une valeur abstraite (fixée entre 0 et 1) qui permet d'influencer la taille et la forme de l'objet suivant la pondération accordée à chaque paramètre (Alban, 2005).

Figure 4. Segmentation de l'image



- 35 Au cours de cette phase, les pixels sont progressivement fusionnés à leurs voisins pour créer des objets de plus en plus grands en jouant sur l'échelle de formes des objets. La définition des objets consiste en la recherche des propriétés spectrales, spatiales (dimension, forme) et contextuelles (relation spatiale entre les régions) des pixels. À la fin de la fusion, les segments sont fusionnés pour reconstituer les formes géographiques observées sur le terrain.
- 36 En ce qui concerne le présent travail, tous les attributs (spatial, spectral et textural) disponibles ont été cochés (choisis) au cours des classifications (dans le cas de ce travail, nous avons coché la sélection automatique des attributs). Ces trois types d'attributs ont été utilisés conjointement pour mieux discriminer les objets en vue d'éviter les erreurs et rendre les résultats de la classification plus précis (figure 5).

Figure 5. Choix des attributs et de l'algorithme de classification



- 37 L'algorithme du plus proche voisin (*nearest neighbor classifier*, en anglais) a été choisi, car il est utilisé dans de nombreux domaines, tels que la reconnaissance de formes (Bonn et Ronchon, 1996 ; El Fakir, 2020 ; Villes et *al.* 2018) et il donne de meilleurs résultats dans la classification des différents sites tests de la présente étude. Tout comme pour la classification spectrale, nous avons procédé à l'évaluation de la classification orientée objet. Elle a consisté à établir des matrices de confusion et à effectuer l'interprétation visuelle avant de valider les différentes classifications.

### Analyse comparative des traitements

- 38 La comparaison des deux techniques de classification dirigée s'est axée sur un certain nombre de paramètres. Il s'agit de l'approche visuelle et des matrices de confusion issues des différentes classifications. En interprétation visuelle, nous nous sommes basées sur l'analyse des formes des objets, leurs tailles, ainsi que leur disposition mutuelle dans l'image. La comparaison des différentes classifications, avec la localisation réelle des objets sur le terrain, nous a permis de relever des différences et les ressemblances sur les images classifiées. La comparaison selon la matrice de confusion utilise des résultats suivant une méthode statistique. Pour cela, les paramètres tels que la précision globale, l'erreur de commission et l'erreur d'omission sont utilisés pour évaluer et comparer les deux types de classifications selon les différents sites.

## Résultats et Discussion

### Description des unités cartographiques de la tâche urbaine de Cocody

- 39 Il s'agit d'un quartier résidentiel situé entre le dépôt de la Société des Transports Abidjanais (SOTRA) et l'école de Gendarmerie. Ce site est caractérisé par une structure bien organisée. La construction de ce quartier respecte les textes législatifs en matière d'urbanisme et d'aménagement (figure 6). Quatre grands types d'objets urbains caractérisent cette zone. Il s'agit des bâtis, de la végétation (espace vert), du réseau routier et des sols nus. La classe « bâti » est constituée de constructions aux formes régulières, couvertes de tôles, de tuiles ou de dalles de couleurs variables. La végétation est composée d'espaces verts aménagés (jardin et parc à bois) et de peuplement spontané le long des ravins et sur des terrains non encore mis en valeur. Le réseau routier y est bien organisé avec des voies majoritairement bitumées. Les sols nus sont constitués d'air de jeu et de quelques zones non bâties.

Figure 6. Vue photographique de zones bien bâties (ZBB) de Cocody-Riviera



- 40 Extrait du village Agban-Attié, le quartier précaire Banco 1 est limité naturellement par des flancs de collines. Il est situé entre la Forêt classée du Banco et la commune de Yopougon. Au niveau de l'habitat, les logements ne respectent aucun plan directeur. Les textes législatifs en matière d'urbanisme et d'aménagement sont ignorés, créant ainsi une colonisation anarchique de l'espace. Les constructions sont constituées de matériaux de récupérations de tous genres tels que de vieilles planches, du bois de caisses, des tôles usées, des plastiques noirs, de la terre battue, de quelques bois plantés qui jonchent une végétation spontanée, et *cetera* (figure 7). Le quartier est majoritairement habité par de petits commerçants, des vigiles, des mécaniciens, des artisans, des ferronniers et des sans-emplois. Ce quartier occupe une superficie d'environ 2,1 hectares (Yao, 2010).

Figure 7. Vue panoramique du quartier à habitats précaires (ZHP) de Banco 1



Yao, 2010 et N'dri, 2016

- 41 Situé au nord-est de Cocody, Djorogobité constitue une zone d'extension pour la commune. Aujourd'hui, elle abrite des programmes d'opérations immobilières, mais également de vastes portions non encore bâties ou en cours de construction. Elle est également constituée de végétations et de sols nus (figure 8). La zone test délimitée sur ce site est formée d'un ensemble constitué d'arbres et d'herbes avec par endroits quelques cultures comme le maïs, le manioc ainsi que des plantations de palmier à huile.

Figure 8. Vue du site test constitué d'une zone non bâtie (ZHB) : Djorogobité



### Analyse comparative des deux procédés de classification par site test

- 42 Les figures 9a et 9b désignent respectivement les cartes d'occupation du sol issues de la classification spectrale et de la classification orientée objet du site constituée d'une zone bien bâtie. Une exploration visuelle des deux techniques de classification sur ce site fait ressortir aussi bien des ressemblances que des dissemblances (Tableaux 3).

Figure 9. Classification de la ZBB

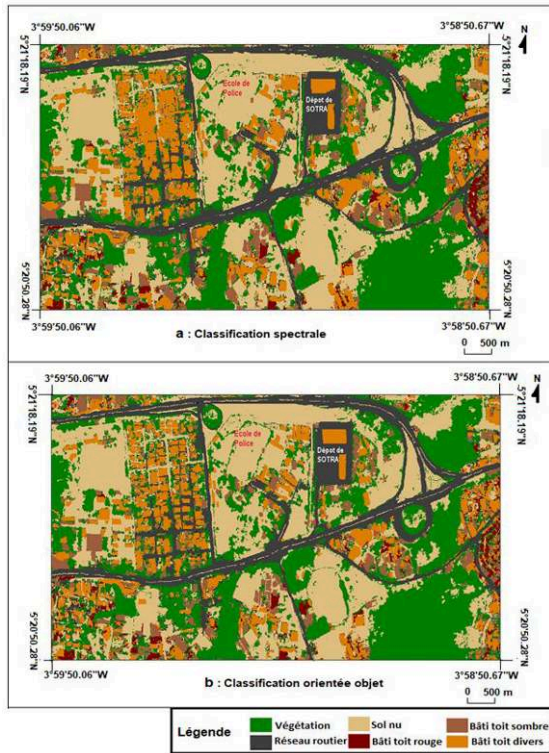


Tableau 3. Analyse comparative visuelle des deux approches de classifications

Techniques de classification	Classes			
	Bâtis	Végétation	Sols nus	Routes
Classification spectrale (CS)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- extraction moyenne ;</li> <li>- contours non réguliers ;</li> <li>- compactage des bâtis à cause de quelques confusions avec les routes et les sols nus.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- l'extraction est moyenne ;</li> <li>- difficulté de discrimination de la végétation soulignant des structures linéaires</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- l'extraction est moyenne ;</li> <li>- légère confusion avec les bâtis entraînant une difficulté de discrimination des sols nus</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- l'extraction est moyenne ;</li> <li>- contours non réguliers,</li> <li>- confusion avec les bâtis entraînant un compactage des constructions.</li> </ul>

Classification orientée objet (COO)	- bonne extraction ; - contour plus régulier ; - l'individualisation des bâtis rend plus facile leur dénombrement grâce à la baisse de la confusion avec les routes et sols nus constatés avec la classification spectrale	- bonne extraction ; - discrimination plus aisée de la végétation longeant les structures linéaires	- bonne extraction ; - bonne extraction des sols nus par la réduction de la confusion constatée plus haut.	- bonne extraction - contours plus réguliers des objets ; - réduction de la confusion avec les bâtis.

- 43 La classification orientée objet procure une bonne précision des différents types d'occupation du sol dans la ZBB.
- 44 Les tableaux 4 et 5 représentant les matrices de confusion indiquent des précisions globales de 91,27 et 95,60%, respectivement pour la CS et la COO. Ils affichent dans la diagonale le pourcentage de pixels bien classés et hors diagonale le pourcentage de pixels mal classés. Notons qu'une amélioration de la précision globale de 4,26% est apportée par la COO. De façon plus spécifique, tous les types d'occupation du sol sont extraits avec une précision plus grande par la COO. Le bâti est le type d'occupation extrait avec la meilleure précision dans les deux approches. Les sols nus et les routes sont les objets les moins bien cartographiés, respectivement pour l'approche spectrale et l'approche orientée objet à cause de leur confusion avec les bâtis (tableau 6). La CS enregistre une forte commission avec le sol classé dans les bâtis toits divers (bâti\_TD). Au niveau de la COO, les confusions (2,55% à 6,81%) observées entre les différentes classes sont moins prononcées que dans la classification spectrale (4,10% à 13,04%). La comparaison montre que les types d'occupation du sol qui enregistrent un taux élevé de confusions sont les "sols nus"/ "bâti » et la classe "route"/"bâti", respectivement pour l'approche spectrale et orientée objet. Cette dernière enregistre des taux de commission plus faibles que dans la classification spectrale (0,11 à 9,16%).
- 45 Au total, la COO de la ZBB permet d'obtenir un taux moyen de classification d'environ 4,85% (tableau 6) par rapport à la CS. La COO semble donc extraire avec plus de précision les différentes unités d'occupation du sol de la zone bien bâtie.

Tableau 4. Matrice de confusion de la classification spectrale de la ZBB

Parcelles de contrôle							
Classes	BTR	BTS	BTD	Vgt	Route	SN	EC (%)
<b>BTR</b>	<b>95,90</b>	0,00	3,48	0,00	0,00	0,00	10,01
<b>BTS</b>	0,00	<b>93,05</b>	0,04	0,16	3,72	0,00	1,50
<b>BTD</b>	1,49	1,83	<b>91,30</b>	0,98	3,72	13,04	7,15
<b>Vgt</b>	0,80	1,45	0,00	<b>93,03</b>	3,43	0,00	5,60
<b>Route</b>	0,00	3,67	3,05	5,83	<b>88,84</b>	0,00	14,93



<b>SN</b>	1,81	0,00	2,13	0,00	0,29	<b>86,96</b>	14,00	
<b>Total</b>	100	100	100	100	100	100		
EO (%) 4,10 6,95 8,70 6,97 11,16 13,04								

BTD : bâti toit divers ; BTR : bâti toit rouge ; BTS : bâti toit sombre ; EC : erreur de commission ; EO : Erreur d'omission ; SN : sol nu ; Vgt : végétation ; Précision globale (PG) = 91,27%

Tableau 5. Matrice de confusion de la classification orientée objet de la ZBB

Parcelles de contrôle							
Classes	BTR	BTS	BTD	Vgt	Route	SN	EC (%)
<b>BTR</b>	<b>97,45</b>	0,37	0,00	0,00	0,00	0,00	0,11
<b>BTS</b>	0,85	<b>97,56</b>	0,20	0,78	0,27	0,00	1,05
<b>BTD</b>	1,70	2,00	<b>94,41</b>	3,60	4,94	3,30	5,68
<b>Vgt</b>	0,00	0,07	0,00	<b>95,31</b>	0,13	0,00	0,2
<b>Route</b>	0,00	0,00	2,99	0,00	<b>93,19</b>	0,00	8,03
<b>SN</b>	0,00	0,00	2,40	0,31	1,47	<b>96,70</b>	9,15
<b>Total</b>	100	100	100	100	100	100	
EO (%) 2,55 2,44 5,59 4,69 6,81 3,30							

BTD : bâti toit divers ; BTR : bâti toit rouge ; BTS : bâti toit sombre ; EC : erreur de commission ; EO : Erreur d'omission ; SN : sol nu ; Vgt : végétation ; Précision globale (PG) = 95,60%

Tableau 6. Taux de bonnes classifications par classes de la ZBB

Classes	Taux de bonnes classifications (%)		
	Classification spectrale	Classification orientée objet	Différence
Taux moyen bâti	93,42	96,47	3,05
Végétation	93,03	95,31	2,28
Route	88,84	93,19	4,35
Sol nu	86,96	96,70	9,74
Taux global (%)	90,56	95,41	4,85

## Résultats du site constitué de la zone non bâtie (ZHP) : Banco 1

- 46 La figure 10 et le tableau 7 désignent respectivement les cartes d'occupation du sol et le tableau comparatif des types d'occupation du sol issues de la CS et de la COO du site constitué par un quartier à habitats précaire (Banco 1).

Figure 10. Classification de la ZHP

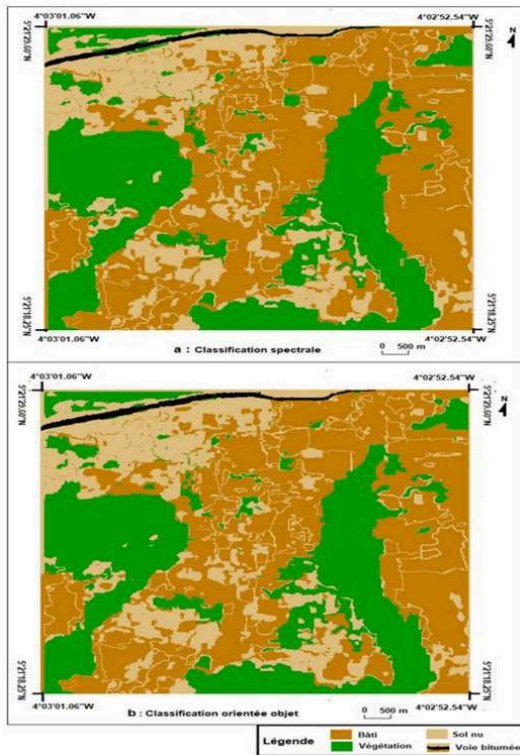


Tableau 7. Analyse comparative visuelle des deux approches de classifications

Techniques de classification	Classes			
	Bâti	Végétation	Sols nus	Routes

Classification spectrale (CS)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- extraction moyenne ;</li> <li>- limites non régulières ;</li> <li>- compactage des bâtis sous forme d'amas, difficile à dénombrer</li> </ul> <p>conséquence de la confusion de ces derniers avec les sols nus</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- bonne extraction ;</li> <li>- permet l'extraction de nombreux détails comme la végétation qui souligne la voie bitumée. Observation de quelques légères confusions avec les sols nus et la route</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- assez bonne extraction ;</li> <li>- présente néanmoins des confusions avec les bâtis, source du compactage des bâtis</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- bonne extraction ;</li> <li>- le bitume parallèle au quartier n'est visible que sur une petite portion (plus étendue sur l'image de la COO. La trajectoire de la voie est matérialisée par la végétation qui la borde.</li> </ul>
Classification orientée objet (COO)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- bonne extraction</li> <li>- contours plus réguliers ;</li> <li>- l'individualisation des bâtis rend plus facile leur dénombrement, conséquence de la réduction des confusions avec les sols nus</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- extraction moyenne ;</li> <li>- confusion avec les sols nus et les routes, entraînant des difficultés de discrimination de la végétation qui souligne la route ;</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- extraction assez bonne ;</li> <li>- présente des confusions moins prononcées avec les bâtis. Conséquence, le compactage des bâtis est peu accentué comparativement à la CS.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- bonne extraction</li> <li>- confusion avec les sols nus et quelques fois à la végétation. La conséquence est que :</li> <li>- la voie parallèle au quartier est visible sur une petite portion. L'autre portion est remplacée par la végétation ou les sols nus.</li> </ul>

- 47 À travers le tableau ci-dessus, la COO semble extraire avec peu de précision les différents types d'occupation du sol dans la Zone à Habitat Précaire (ZHP).
- 48 Les tableaux 8 et 9 représentent les matrices de confusion de la CS et de la COO. Ces deux tableaux indiquent que les précisions globales des classifications sont de 89,59 % et 90,32 %, respectivement pour les approches spectrales et orientées objet. Les résultats sont statistiquement identiques (tableau 10). En effet, la COO permet d'augmenter le pourcentage global de précision cartographique de seulement 2,95% par rapport à la classification spectrale (Tableau 8). Certaines confusions apparaissent néanmoins dans les deux approches. Elles sont plus élevées avec la CS (10,60% à 19,88%). La classe « sol nu » présente le plus fort taux de confusion estimé à 15,08%, avec la classe « bâti ». Ces confusions sont réduites avec la COO (6,35% à 15,58%).

Tableau 8. Matrice de confusion de la classification spectrale de la ZHP

Parcelles de contrôle						
Classes	Bâti	Sol nu	Végétation	Route	EC (%)	
Bâti	<b>80,12</b>	10,60	0,00	0,00	0,00	
Sol nu	15,08	<b>89,40</b>	13,99	7,16	30,59	
Végétation	4,42	0,00	<b>81,03</b>	7,04	0,49	
Route	0,38	0,00	4,98	<b>85,80</b>	21,91	
Total	100	100	100	100		
EO (%) 19,88 10,60 18,97 14,20						

EC : erreur de commission ; EO : Erreur d'omission ; Précision globale (PG) = 89,59%

Tableau 9. Matrice de confusion de la classification orientée objet de la ZHP

Parcelles de contrôle						
Classes	Bâti	Sol nu	Végétation	Route	EC (%)	
Bâti	<b>93,65</b>	1,07	0,00	0,00	4,66	
Sol nu	4,61	<b>90,80</b>	12,31	10,53	24,06	
Végétation	1,31	7,51	<b>79,28</b>	5,05	2,10	
Route	0,43	0,62	08,41	<b>84,42</b>	20,96	
Total	100	100	100	100		
EO (%) 6,35 9,2 20,72 15,58						

EC : erreur de commission ; EO : Erreur d'omission ; Précision globale (PG) = 90,32%

Tableau 10. Taux de bonnes classifications par classes de la ZHP

Classes	Taux de bonnes classifications (%)		
	Classification spectrale	Classification orientée objet	Différence
Bâti	80,12	93,65	13,53
Sol nu	89,40	90,80	1,40
Végétation	81,03	79,28	-1,75

Route	85,80	84,42	-1,38
Taux global (%)	84,09	87,04	2,95

Résultats du site constitué de la zone non bâtie (ZNB) : Djorogobité

- 49 La cartographie de l’occupation du sol de ce site est représentée par la figure 11a et 11b. Une première analyse visuelle des CS et COO (tableau 11) relève une bonne discrimination des éléments urbains par l’approche orientée pixels.

Figure 11. Classification de la ZNB

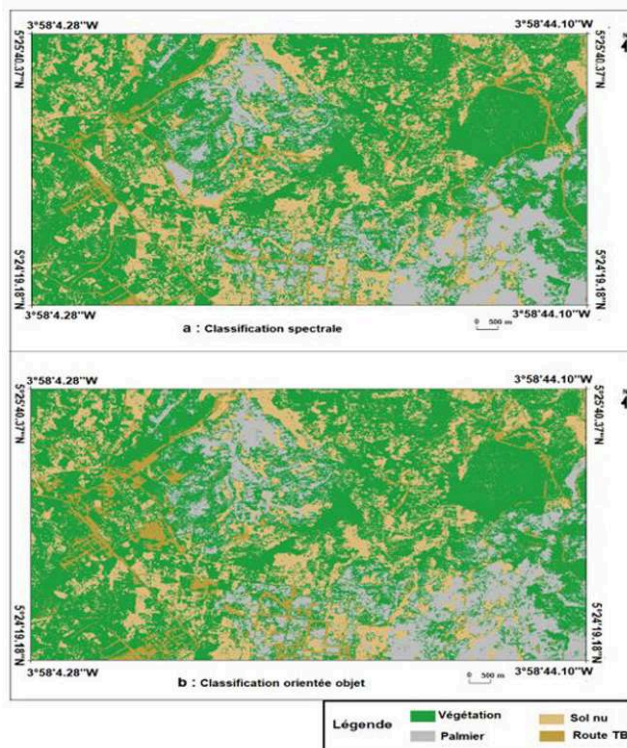


Tableau 11. Analyse comparative visuelle des deux approches de classification

Techniques de classification	Classes				
	Route TB	Végétation	Palmerais	Sols nus	
Classification spectrale (CS)	- bonne extraction ; - les contours présentent très peu de confusions avec les sols nus. Leur extraction est donc précise.	- l'extraction est bonne avec quelques confusions avec la palmeraie ;	- l'extraction est bonne. - quelques confusions avec les la végétation	- l'extraction est bonne ; - très peu de confusions avec les routes TB.	

Classification orientée objet (COO)	- mauvaise extraction - les routes : fortes confusions avec les sols nus. Seules les routes qui traversent la végétation et les palmeraies sont bien discriminées.	- l'extraction est moyenne ; - taux de confusion élevé avec la palmeraie.	- l'extraction est moyenne. - confusions accentuées avec la classe végétation	- l'extraction est moyenne ; - confusions élevées avec routes TB
-------------------------------------	---	--	--	---

- 50 Au total, la CS semble afficher une meilleure qualité thématique des objets extraits de la tâche urbaine.
- 51 Les tableaux 12 et 13 représentent respectivement les matrices de confusion de la CS et de la COO. Ils indiquent que les précisions globales sont de 94,28% pour l'approche spectrale et de 86,06% pour l'approche orientée objet (COO). Avec la méthode spectrale, toutes les classes d'occupation du sol ont des taux de pixels bien classés compris entre 90,26% et 95,91%. Les confusions observées entre classes (4,18% à 9,74%) sont plus faibles que celles observées avec la COO (9,05% à 28,59%). Les classes « végétation » et « routeTB » ont les taux de discrimination les moins bons (71 à 75,48%) avec la COO. Une analyse plus fine de ces données montre que la classe « végétation » présente de fortes confusions avec la classe « palmier ». La forte confusion est également observée au niveau des classes « routeTB » et « sol nu » avec un taux de confusion d'environ 27,80%.
- 52 En somme, sur la zone non bâtie, caractérisée par une absence de géométrie régulière, la CS est mieux indiquée pour l'extraction des entités urbaines. En effet, cette méthode permet d'augmenter la précision cartographique générale de 14,40% par rapport à la COO (tableau 14). Au niveau thématique, ce gain est significatif et varie de 4,20 à 18,85%. Cette amélioration est perceptible en particulier pour la classe « routeTB », « végétation » et « sol nu ».

Tableau 12. Matrice de confusion de la classification spectrale de la ZNB

Parcelles de contrôle					
Classes	Sol nu	RouteTB	Végétation	Palmier	EC (%)
<b>Sol nu</b>	<b>95,91</b>	9,57	0,50	0,05	6,36
<b>RouteTB</b>	4,09	<b>90,26</b>	0,00	0,00	8,63
<b>Végétation</b>	0,00	0,17	<b>91,53</b>	4,82	7,31
<b>Palmier</b>	0,00	0,00	7,97	<b>95,15</b>	3,84
<b>Total</b>	100,00	100,00	100,00	100,00	
EO (%) 4,09 9,74 8,47 4,87					

EC : erreur de commission ; EO : Erreur d'omission ; TB : terre battue ; Précision globale (PG) = 94,28%

Tableau 13. Matrice de confusion de la classification orientée objet de la ZNB

Parcelles de contrôle						
Classes	Sol nu	RouteTB	Végétation	Palmier	EC (%)	
Sol nu	<b>85,41</b>	27,80	4,03	0,66	15,17	
RouteTB	10,65	<b>71,41</b>	0,22	0,11	5,59	
Végétation	0,26	0,70	<b>75,48</b>	8,28	10,13	
Palmier	3,68	0,09	20,27	<b>90,95</b>	12,34	
Total	100	100	100	100		
EO (%) 14,59 28,59 24,52 9,05						

EC : erreur de commission ; EO : Erreur d'omission ; TB : terre battue ; Précision globale (PG) = 86,06%

Tableau 14. Taux de bonne classification par classe de la ZNB

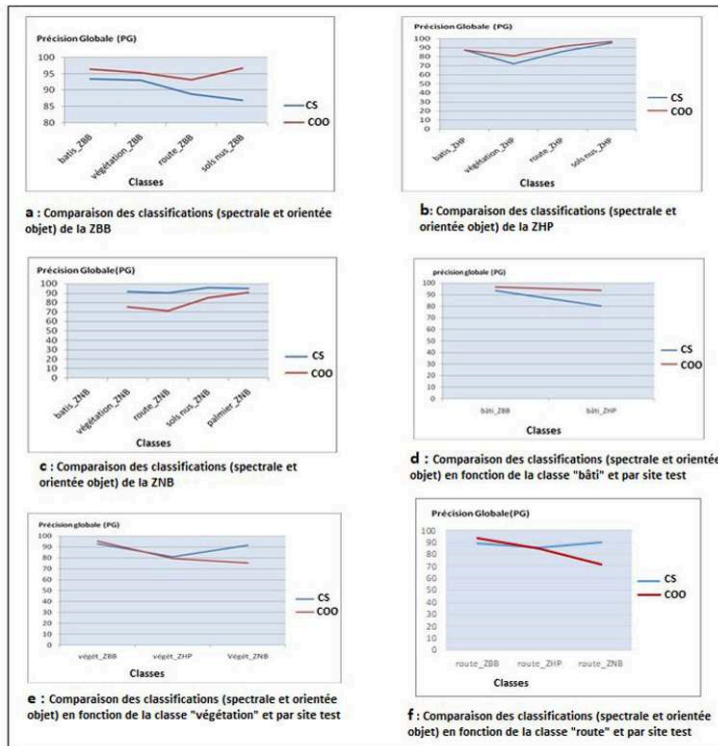
Classes	Taux de bonnes classifications (%)		
	Classification spectrale	Classification orientée objet	Différence
Sol nu	95,91	85,41	10,50
RouteTB	90,26	71,41	18,85
Végétation	91,53	75,48	16,05
Palmier	95,15	90,95	4,20
Taux global (%)	93,21	80,81	14,40

## Synthèse

- 53 Les deux types de classifications (CS et COO) donnent des résultats satisfaisants. Une analyse d'ensemble permet de faire les observations suivantes :
- au niveau de tous les sites tests, les deux types de classifications permettent de cartographier l'occupation de sol avec une précision supérieure à 86% ;
  - au niveau de la ZBB, la classification orientée objet affiche une précision supérieure à l'approche spectrale pour la cartographie du tissu urbain (figure 12a) ;
  - au niveau de la ZNB, c'est plutôt la classification spectrale qui donne la meilleure précision cartographique (figure 12c).
- 54 Une analyse plus poussée des matrices de confusion indique que le taux d'extraction des classes varie en fonction du site test (figure 12). Au vu des différents résultats, il

ressort de cela que la précision cartographique de la COO baisse au fur et à mesure que nous passons d'un site bien organisé à un autre où l'on observe le manque d'organisation. Inversement, la CS connaît une amélioration du taux d'extraction lorsque nous évoluons vers une zone désorganisée comme les ZNB.

Figure 12. Synthèse de l'évaluation des classifications



## Discussion

- 55 L'analyse comparée des deux méthodes de classification dirigée (spectrale et orientée objet) sur les images à THRS a permis d'évaluer et de caractériser les différents types d'occupation de sol des deux sites tests (Cocody et Attécoubé). Cette démarche méthodologique a permis de donner une interprétation des grands ensembles de l'occupation du sol. Ainsi, deux méthodes d'évaluation des résultats ont été utilisées. La première qui est l'analyse visuelle simple est appuyée par des visites de terrain et elle est faite sur la base de la signature spectrale des objets. Elle correspond à la méthode traditionnelle de photo-interprétation des images satellites. Cette approche largement utilisée est reconnue pour sa performance dans la détection, l'identification et de caractérisation des unités spatiales sur une image comme l'ont mis en évidence plusieurs travaux (OSFACO, 2019; Vitter, 2018). Pour minimiser les erreurs de traitement, les CS et COO ont été également validées par l'analyse des différentes matrices de confusion des résultats. Ce type d'évaluation est utilisée par plusieurs auteurs (Diédhiou et al., 2020; Vitter, 2018, Kemsol Nagorngar, 2018; Sangne et al. 2015) pour une analyse plus parfaite de la qualité de la classification. Ainsi, des différents résultats obtenus nous pouvons noter ce qui suit qu'au niveau des ZBB, les précisions cartographiques des traitements estimées à 91,27% et 94,30%,



respectivement pour la classification spectrale et la classification orientée objet, restent proches des valeurs obtenues par d'autres auteurs. En effet, Puissant (2003) a obtenu des précisions globales de 93,4% et 94,6%, respectivement pour l'approche spectrale et orientée objet, en traitant une image QuickBird couvrant la ville de Strasbourg en France. En outre, Rakotoniaina et Collet (2009) ont quant à eux obtenu des précisions globales de 89,75% et 90,17% en classifiant une image Spot multispectrale de la ville de Genève, en Suisse. Des études similaires réalisées par Crutzen, 2017 sur une approche multicapteurs pour la cartographie des ressources ligneuses en Wallonie ont permis d'avoir également des résultats similaires à ceux obtenus dans la présente étude (avec 90,2% pour la CS et 95,20% avec la COO). De plus, Gressin (2014) a révélé également que, dans le domaine de l'occupation du sol, la COO sur une image RapidEye permet d'avoir une estimation globale estimée à 87%. Cette approche permet alors une classification plus fine des objets urbains.

- 56 La meilleure précision de la COO pourrait donc trouver une justification dans le fait que ce site est caractérisé par un tissu urbain de type ordonné, c'est-à-dire avec des objets ayant des formes géométriques régulières, comme l'ont prouvé les études menées par Karsenty *et al.* (2007), Sparfel *et al.*, (2008) ou encore Revillion (2012). Ainsi, la COO qui intègre aussi bien les propriétés spectrales que spatiales des objets (forme, limites, et la disposition des objets) donnerait un taux d'extraction plus élevé. Au niveau de la CS, les sols nus représentent le type d'objet le moins bien discriminé à cause de leur confusion avec les bâtis à toits divers. Cette trop grande confusion (13,04%) proviendrait des dalles et des tuiles qui servent de couverture aux bâtis. En effet, le sable et l'argile représentent le matériel de base des dalles et des tuiles. Ce qui explique leur confusion avec les sols nus. Concernant la COO, les confusions au niveau des mêmes classes (sols nus et bâtis) sont considérablement réduites, entre 2,55% et 3,30% contre 4,10% et 13,04% pour la CS, ce qui semble logique dans la mesure où cette approche (orientée objet) confirme l'utilité d'intégrer des aspects spatiaux et spectraux pour améliorer les résultats des traitements comme l'indiquent les travaux de Karimou Barké *et al.*, (2018) et Puissant (2003). En outre, l'hétérogénéité de la structure paysagère d'une image à très haute résolution spatiale est susceptible d'avoir un impact défavorable sur la qualité de la classification de certaines classes (Sparfel *et al.*, 2008). Or l'espace considéré dans cette étude présente une forte hétérogénéité liée à une tradition d'habitat concentré accentuée par l'évolution urbaine. D'où les confusions observées dans la COO, plus accentuées dans l'approche spectrale.
- 57 Au niveau des ZHP, les précisions des traitements sont en dessous de ceux obtenus avec la ZBB. Une autre remarque importante est que les deux types de classification donnent des précisions globales très voisines : 89,59% pour la CS et 90,32% pour l'approche orientée objet (COO). Une hypothèse qui pourrait expliquer cette situation est l'aspect désordre observé dans les ZHP, comparativement à la ZBB. En effet, la capacité d'extraction des formes et limites des objets de la COO aurait des limites à cause du manque d'organisation qui donne un aspect compact à ce type d'occupation du sol. Toutefois la COO reste plus performante dans l'extraction des bâtis (Lhomme, 2005 ; Puissant *et al.*, 2006 ; Lefebvre, 2011). En effet, les bâtis qui sont les objets les mieux extraits par la COO sont les plus difficiles à discriminer par l'approche spectrale à cause de la confusion importante avec les sols nus.
- 58 Au niveau de la ZNB, la précision cartographique obtenue avec la CS, estimée à 94,28%, est supérieure à celle de la COO qui est de 86,06%. Ces résultats restent très proches des

valeurs obtenues par d'autres auteurs. En effet, Alban (2005) a obtenu des précisions globales de 82,00% et 90,00%, respectivement pour la CS et la COO en classifiant des images Spot XS et une photographie aérienne couvrant la ville de Toulouse. Ces mêmes études révèlent que les bois (végétation) ont un taux d'extraction de 91,00% pour la méthode spectrale et de 71,22% pour l'approche orientée objet. En outre, les résultats des travaux de Pisson-Govart, 2015 ont également permis de mettre en évidence les différents apports des deux méthodes de classification sur une image à THRS. En effet, ses travaux portant sur la cartographie de l'occupation du sol et des cultures à la Réunion par analyse orientée objet ont permis d'avoir une précision globale moyenne de 90% (précision globale de 80 à 95%) la COO (Pisson-Govart, p. 2015, p. 38).

- 59 La COO serait donc, à travers les différentes analyses, une approche peu adaptée pour l'extraction d'objets avec une structure non régulière. Ainsi, si les sols nus sont mieux discriminés par la CS, c'est plutôt les champs de palmiers qui le sont avec COO. Ce résultat pourrait s'expliquer par le fait que sur les sites non bâtis, les plantations de palmiers quadrillées par les pistes sont les seules structures véritablement régulières. Il s'agit d'exploitation agricole dont la mise en place respecte généralement une organisation spatiale rigoureuse.
- 60 Cette étude offre des outils appropriés pour la gestion de l'espace. À cet effet, deux approches de classification dirigées (orientée pixel et orientée objet) ont été utilisées pour la cartographie du tissu urbain. Grâce à des résultats d'exploitation fort appréciables, l'objectif fixé par le présent travail a été atteint. Toutefois, cette recherche fait l'objet des certaines difficultés et limites pour sa mise en œuvre.
- 61 D'abord, une objection majeure peut être soulevée quant à l'utilisation de l'image QuickBird de janvier 2008. En effet, le choix du format standard et de la date de l'image a été d'abord motivé par des raisons économiques. Bien plus, l'utilisation de ce type de capteur est limitée à cause des conditions de restriction imposées par la licence. De cette façon, il n'a été possible d'obtenir qu'une image réduite à un seul espace limité dans lequel la zone d'étude a été sélectionnée. Dans ces conditions, les traitements n'ont pu se faire sur de très grands sites pour évaluer avec plus d'objectivité les différents types de classifications dirigées.
- 62 Sur le plan opérationnel, les limites sont aussi liées au choix des méthodes de classification. En ce qui concerne la classification orientée pixel, le choix méthodologique adopté pour effectuer la classification se base sur l'algorithme du maximum de vraisemblance qui est l'un des algorithmes le plus utilisé dans la classification des images de télédétection (Caloz et Pointet, 2003). Son utilisation se base sur une méthode probabiliste. Ainsi, comme le soulignent les travaux de Pony et Descombes (2000), pour chaque pixel, il est déterminé sa probabilité d'appartenir à une classe plutôt qu'à une autre. Cependant, si cette probabilité n'atteint pas le seuil escompté, le pixel est classé inconnu. En outre, comme évoqué dans les travaux de Dolbec et al., (2005), un autre frein majeur est que l'exécution des opérations d'affectation des pixels aux différentes classes nécessite un temps de calcul important.
- 63 La classification orientée objet s'appuie quant à elle sur une méthode basée sur l'algorithme du proche voisin. Si le fonctionnement de cet algorithme est facile à comprendre, la principale limite de cette méthode est sa complexité dans la recherche des plus proches voisins pour chaque classe d'occupation du sol. Ainsi, si la zone d'étude est très grande, le temps de calcul peut être extrêmement long. Il faut donc porter une attention particulière à la taille des jeux de données (Ysance, 2020). Aussi,

devant la complexité des données géographiques, l'utilisation des algorithmes du maximum de vraisemblance et du plus proche voisin paraît limitée pour obtenir une classification mieux élaborée adaptée à l'extraction des objets urbains des milieux très hétérogènes.

## Conclusion

- 64 L'expansion spatiale des villes est devenue un phénomène remarquable qui touche un nombre croissant d'habitants sur l'ensemble du globe et génère de plus en plus de problèmes socioéconomiques et environnementaux. La demande en informations est donc croissante et les enjeux de plus en plus importants. L'apparition des images satellitaires à THRS à partir des années 1990 suscite de fortes attentes pour l'analyse des milieux urbains. En effet, elles apparaissent comme une nouvelle source d'information spatiale et bouleversent les modes d'interprétation classiques en passant de l'interprétation des classes à l'identification des objets. L'objectif majeur de cette étude était d'améliorer la cartographie urbaine par l'élaboration d'une méthodologie permettant d'évaluer deux techniques de classification que sont : la CS et la COO. L'approche méthodologique adoptée au cours de ce travail a permis de montrer que la COO appliquée à des images spatiales à THRS, s'est révélée efficace pour la détection des objets urbains surtout en zone bien organisée. Cette approche connaît une baisse significative des taux d'extraction au fur et à mesure que nous évoluons vers des zones moins bien organisées au profit de la CS. Ainsi, dans la ZBB, la classification orientée objet a apporté une amélioration de 4,85% par rapport à la classification spectrale. Sur le deuxième site constitué de la ZHP, les deux approches ont des performances sensiblement égales (89,59% pour la classification spectrale et 90,32% pour l'approche orientée objet). Les résultats obtenus sur le dernier site (ZNB) sont en faveur de la classification spectrale qui apporte une amélioration générale significative de 14,40%.
- 65 En somme, il n'existe véritablement pas de méthodes de classifications abouties pour le traitement de tous les types de tissus urbains, mais plutôt des complémentarités entre elles. Il conviendra d'affiner cette étude par d'autres travaux. Ainsi, en perspectives, il est envisagé de coupler les types de classifications utilisées dans cette étude avec d'autres approches de classifications comme la classification par les réseaux de neurones et de l'analyse de la texture pour espérer améliorer la qualité de l'extraction des éléments urbains.

*Les auteurs remercient le Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection (CURAT) de l'Université Félix Houphouët-Boigny (UFHB, Abidjan-Cocody) pour son appui technique et la collecte de données images.*

---

## BIBLIOGRAPHIE

- Aka, K. S. R., H. N. Dibi, J. N. Koffi, et C. N. Bohoussou, 2022, Étude comparative de Sentinel-2 et Landsat-8 Oli à l'évaluation de l'occupation du sol du site Ramsar d'Azagny, Sud de la Côte d'Ivoire, *Afrique Science*, vol. 20, pp. 1-17.
- Alban, T., 2005, Application de l'approche orientée-objet à l'extraction de fragments forestiers à partir de scènes spot, Mémoire de DESS SIGMA, p. 29, [En ligne] URL : <http://www.alban-thomas.azerttyu.net/file/BoisObjet.pdf>
- Benyahia L., H. Dridi, 2017, L'analyse diachronique de la superficie urbaine par télédétection et SIG d'une grande ville Algérienne (Batna), *revue Sciences & technologie D*, vol. 0, n°45, 8 pp. 101-108.
- Benz, U. C., G. Hoffmann, I. Lingenfelder et M. Heynen, 2004, Multi-resolution, object-resolution fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information, *ISPR journal of photogrammetry and remote sensing*, n°58, pp. 239-258.
- Bonn, F., G. Ronchon, 1996, *Précis de télédétection : principes et méthodes*. Presse universitaire du Québec/AUPELF, vol.1, 485 p.
- Boukachaba, N., 2017, Apport des observations satellitaires hyperspectrales infrarouge au-dessus des continents dans le modèle météorologique à l'échelle convective Arôme, thèse de Doctorat, Université de Toulouse (France), 163 p.
- Caloz, R., A. Pointet, 2003, Analyse comparative de la classification contextuelle et du maximum de vraisemblance : Synthèse et cas d'étude, *Télédétection, Contemporary Publishing International*, Vol. 3, n° 2-3-4, pp. 311-322
- Caloz, R. et C. Colle, 2001, *Précis de télédétection. Traitements numériques d'images de télédétection*. Presse universitaire du Québec, Vol III, 386 p.
- Catanzano, T., 2001, Détection d'objets sur des images satellitaires à très haute résolution : application à des camps de réfugiés en guinée forestière, projet CIRAD, Ecole Supérieure en Sciences Informatiques (ESSI), 44 p.
- Chalifoux, S., M. Nastev, C. Lamontagne, R. Latifovic et R. Fernandez, 2006, Cartographie de l'occupation et de l'utilisation du sol par imagerie satellitaire Landsat en hydrologie, *Contemporary Publishing International, Télédétection*, vol. 6, n°1, pp. 9-17
- CCT, 2005, Glossaire des termes de télédétection. *Revue du Centre Canadien de Télédétection et de géodésie*, [en ligne] URL : <http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/glossary/index>, Consulté le 01 Juillet 2022.
- Corbane C., N. Baghdadi, S. Hosford, J. Somma et S. Chevrel, 2004, Application d'une méthode de classification orientée-objet pour la cartographie de l'occupation du sol, *revue française de photogrammétries et de télédétection*, n°175, pp. 1-17
- Crutzen, F., 2017, Approche multicapteur pour la cartographie par télédétection des ressources ligneuses en Wallonie : application à la commune de Paliseul, Master, Université de Liège, 68 p.
- Crombete, P., 2016, Contribution des Technologies satellitaires Pléiades à l'étude des trames verts urbaines : entre maintien des connectivités écologiques potentielles et densification des espaces urbaines. Thèse de Doctorat, Université de Toulouse le Mirail (France), 359 p.
- Diédhiou, I., C. Mering, O. Sy et T. Sané, 2020. Cartographier par télédétection l'occupation du sol et ses changements : application à l'analyse de la dynamique des paysages forestiers sénégalais entre 1972 et 2016, *EchoGéo*, n°54, pp. 1-42

- Dolbec, J-F., A. N. Rousseau et R. Quilbé, 2005, Développement d'un processus de classification d'images satellitaires afin de détecter les changements d'occupation du sol sur le bassin versant de la rivière Chaudière pour la période 1970 à 2000 : Exemple de l'image Landsat-5 du 6 août 1987, Rapport pour le projet FACC A9446, Centre Eau, Terre et Environnement Institut National de la Recherche Scientifique (INRS-ETE), Québec (Canada), 85 p.
- Dongo, K., K. F. Kouame, B. Kone, J. Biemi, M. Tanner et G. Cissé, 2008, Analyse de la situation de l'environnement sanitaire des quartiers défavorisés dans le tissu urbain de Yopougon à Abidjan, Côte d'Ivoire. *Vertigo*, vol. n°3, Décembre. pp 1-11.
- Ebah, J., 2009, La gestion des eaux usées dans la ville d'Abidjan : le cas de la commune de Cocody. Mémoire de Maîtrise en environnement, Université de Cocody, 121 p.
- El Fakir, C., 2020, Imagerie hyperspectrale active basée sur un laser QCL largement accordable dans l'infrarouge moyen, thèse de Doctorat, Université de Rennes 1 (France), 159 p.
- Forget, M.-E., J.-C. Thouret, A. Kuentz et M. Fountugne, 2008, Héritages glaciaires, périglaciaires et évolution récente : le cas du Nevado Coropuna (Andes Centrales, sud du Pérou), *Géo - Morphologie : relief, processus, environnement*, volume 2, pp 113-132.
- Girard, M-C. et Girard C.M., 1999, *Traitement des données de Télédétection*, Edition Dunod, Paris, France, 529 p.
- Gressin, A., 2014, Mise à jour d'une Base de Données d'occupation du sol à grande échelle en milieu naturel à partir d'une Image satellite THRS, Thèse de Doctorat, Université René Descartes-Paris V, 227 p.
- Karimou-Barké, M., B. Tychon, I. Ousseni, A. Ozer et C. Bielders, 2018, Détection des cuvettes oasiennes du Centre-Est du Niger par classifications d'images-satellite SPOT5-THX, *EJARS*, vol 53, pp. 32-84
- Kamel S., 2005, Introduction générale à la télédétection, partie I : base physique et exemple d'application aux couverts végétaux, Université Paris Sud XI, 26 p.
- Karsenty, A., A. F. B. Antunes et J. S. Centeno, 2007, Classification orientée objet de la perméabilité des sols en zone urbaine à l'aide d'imagerie très haute résolution et de données laser scannées à Curitiba (Brésil). *Anais XIII simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 21-26 Abril 2007, Florianopolis (Brasil), INPE, pp. 565-572.
- Kemsol-Nagorngar, A., 2018, Dynamique spatiale des cultures de décrue dans les zones lacustres Soudano-Sahéliennes de 1985 à 2015 : cas des Lacs Fitri et Iro au Tchad. Thèse de Doctorat, Université Félix Houphouët-Boigny d'Abidjan-Cocody, 166 p.
- Kouakou, G.-C D., 2020, Distribution spatiale et dynamique de la population de palmiers rôniers, *Borassus aethiopicum* Mart., par approche de la télédétection et du Système d'Information Géographique (SIG) de la réserve de Lamto (Centre de la Côte d'Ivoire), Thèse de Doctorat, Université Nangui Abrogoua, Abidjan (Côte d'Ivoire), 253 p.
- Koukougnon, W. G., 2015, Stratégie d'accès à l'eau potable dans un quartier défavorisé : cas de Gobelet dans la commune de Cocody (Abidjan-Côte d'Ivoire), *Revue Canadienne de Géographie Tropicale (RCGT)*, vol. 2, pp. 60-72
- Lassieur, S., 2006, Utilisation de la télédétection et des techniques SIG pour détecter et prévenir les activités de déforestation illégale. Mémoire de Master 2 en SIG et Gestion de l'espace, Université Jean Monnet, Saint-Etienne (France), 54 p.

- Lefebve, A., 2011, Contribution de la texture pour l'analyse d'images à très haute résolution spatiale. Application à la détection de changement en milieu périurbain. Thèse de Doctorat, Université Rennes 2 Haute-Bretagne, 284 p.
- Lhomme, S., 2005, Identification du bâti à partir d'images satellitaires à très hautes résolutions spatiales. Thèse de Doctorat, Université de Sherbrooke, 279 p.
- Mandimbiharison, A. J. et L. R. Raharison, 2003, Utilisation des SIG et de la Télédétection pour la gestion de l'environnement urbain : cas de la ville d'Antananarivo, Madagascar, *Contemporary Publishing International*, vol 2-3-4, pp 237-247
- N'dri, B. E., H.H. Niamkey, K. L. Niangoran, S. Bakayoko, G. Soro et Y.A. N'go, 2016, Dynamique de l'occupation des sols de la commune urbaine d'Attécoubé (Côte d'Ivoire), *Larhyss journal*, n°26, pp. 129-147
- Onana V. P., J-P Rudant, J. Etouna J. et S. Wade, 2005, Dynamique urbaine à l'aide d'images RSO de ERS et HRV de Spot, et son impact dans les facteurs d'aggravation des risques d'inondation en milieu urbain : cas de la ville de Douala (Cameroun), *Contemporary Publishing International*, vol 1-2-3, pp 19-32.
- OSFACO, 2019. Conférence Internationale sur l'Observatoire Spatiale des Forêts Tropicales, Afrique. Des images satellitaires pour la gestion durable s du territoire en Afrique, [en ligne] URL : <https://www.ignfi.fr/portfolio-item/observation-spatiale-des-forets-dafrique-centrale-et-de-louest-osfaco/>, Consulté le 01Juillet 2022.
- Pisson-Govart, M., 2015, Vers une méthode opérationnelle de cartographie de l'occupation du sol et des cultures de la Réunion par analyse orientée objet d'image à très haute résolution spatiale et fouille de données, MIGT, Cirad, 61 p.
- Pony, O., X. Descombes et J. Zerubia, 2000, Classification d'Image satellitaire hyperspectrales en zone rurale et périurbaine, rapport de recherche, *INRIA*, pp.1-69
- Puissant, A., 2003, Information géographique et Images à très haute résolution : utilité et application en milieu urbain. Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur, Strasbourg, 445 p.
- Puissant, A., D. Sheeren, C. Weber, C. Wemmert et P. Gancarski, 2006, Amélioration des connaissances sur l'environnement urbain : intérêt de l'intégration de règles dans les procédures de classification, *Interactions Nature-Société*. Pp. 1-5.
- Puissant, A. et C. Weber, 2004, Démarche orientée « Objets-Attributs » et classification d'images THRS, *revue français de photogrammétrie et de télédétection*, n° 173, 12 p.
- Rakotoniaina S. et C. Collet, 2009. Amélioration de la qualité de la classification d'une image multispectrale à l'aide d'un classifieur contextuel. *Revue de télédétection*, vol 9, n° 3-4, pp.1-12
- RGPH, 2021, Recensement Général de la Population et de l'Habitat de Côte d'Ivoire, Résultats globaux, [en ligne] URL : <https://www.plan.gov.ci/assets/fichier/RGPH2021-RESULTATS-GLOBAUX-VF.pdf>, pp. 1-37 (consulté le 26 Août 2022)
- Revillion, C., 2012, Système d'information environnementale sur les caraïbes : du satellite aux décideurs ; Méthodologie pour la classification orientée-objet de l'occupation du sol des petites Antilles. Rapports d'activités, *IRD*, 11 P.
- Robin, M., 2009, Initiation à la télédétection et aux SIG : l'imagerie satellitaire, [en ligne] URL : [http://www.geographiedijon.fr/IMG/pdf/Imagerie\\_Sat.pdf](http://www.geographiedijon.fr/IMG/pdf/Imagerie_Sat.pdf), consulté le 10 Octobre 2009.

- Reynaud, M., J.-P. Malet et A. Déprez, 2020, Approche orientée objet pour la détection automatique des glissements de terrain en zone de montagne : application à Haïti, *Ecole et Observatoire des Sciences de la Terre* (Université de Strasbourg), 10 p.
- Sangne, Y. C., S. S. Y. Barima, I. Bamba et A. C.-T. N'Doumé, 2015, Dynamique forestière post-conflits armés de la Forêt classée du Haut-Sassandra (Côte d'Ivoire), », *Vertigo - la revue électronique en sciences de l'environnement*, Volume 15 numéro 3, pp. 2-18, [en ligne] URL : <https://journals.openedition.org/vertigo/16784> ; DOI : <https://doi.org/10.4000/vertigo.16784>, visité le 01 Juillet 2022.
- Sellin, V., S. Magnanon, F. Gourmelon, F. Debaine et J. Nabucet, 2016, Etude expérimentale en cartographie de la végétation par télédétection, *European Journal of Geography*, <https://doi.org/10.4000/cybergeo.27067>, <https://journals.openedition.org/cybergeo/27067>, visité le 08 Juillet 2022.
- Sidi Youssef, M. M., C. Mallet, N. Chehata, A. Le Bris et A. Gressin, 2014, Détection de bâtiments à partir d'une image satellitaire par combinaison d'approche ascendante et descendante, reconnaissance de forme et intelligence artificielle (RIFIA), France, hal - 00989026.
- Skupinski G., D. B. Tran et C. Weber, 2009, Les images satellites Spot multi-dates et la métrique spatiale dans l'étude du changement urbain et suburbain : Le cas de la basse vallée de la Bruche (Bas-Rhin, France). In "Cybergeo : European Journal of Geography", 95 p.
- Sparfel, L., F. Gourmelon et I. Le Berre, 2008, Approche orientée objet de l'occupation des sols en zone côtière. *Revue Télédétection*, vol. 8, n° 4, p.237-256
- Thi-Thanh-Hien, P. et H. Dong-Chen, 2013, Classification orientée objet d'une image QuickBird de la ville de Hanoi (Viêt Nam) : étude empirique des paramètres de segmentation, *Télédétection*, Editions des Archives Contemporaines / Editions scientifiques GB / Gordon and Breach Scientific Publishers, vol. 11, n° 2, pp. 287-305
- Villes, A., E. Candigliota et F. Immordino, 2018, Apport possible des techniques géospatiales à l'analyse urbaine et territoriale en Italie à travers l'étude de cas de la ville métropolitaine de Bologne ; *Cologne CFPT*, n° 217-218, pp. 1-13
- Vitter, M. (2018). Cartographier l'occupation du sol à grande échelle : optimisation de la photo-interprétation par segmentation d'image, Thèse de Doctorat, Université de Lyon, 313 p.
- Weber, C., 2019, Des débuts de la haute résolution spatiale à la résolution numérique, *Bulletin de la Société Géographique de Liège - BSGLG*, n°72, hal-02915070, pp.37-46
- Yao, K. P., 2010, Développement urbain et prolifération des quartiers précaires à Abidjan : le cas du quartier Banco 1 (Commune d'Attécoubé), mémoire IT, INP-HB, Yamoussoukro (Côte d'Ivoire), [en ligne] URL : [https://www.memoireonline.com/10/12/6183/m\\_Developpement-urbain-et-proliferation-des-quartiers-Abidjan-le-cas-du-quartier-Banc17.html](https://www.memoireonline.com/10/12/6183/m_Developpement-urbain-et-proliferation-des-quartiers-Abidjan-le-cas-du-quartier-Banc17.html), consulté le 26 Août 2022
- Ysance, 2020, Algorithme n°5, Comprendre la méthode des K-plus proches voisins, site de Data Science, [en ligne] URL : <https://www.ysance.com/data-services/fr/home/>, consulté le 10 Octobre 2009

## RÉSUMÉS

Cette étude se propose d'analyser les performances de la classification dite spectrale et de la classification dite orientée objet pour la cartographie du tissu urbain des communes de Cocody et d'Attécoubé, dans l'agglomération d'Abidjan en Côte d'Ivoire, à partir des images satellitaires à

Très haute résolution spatiale (THRS). Ces deux techniques de classification ont été successivement appliquées à trois sites tests, à savoir une zone bien bâtie (ZBB), une zone à habitats précaires (ZHP) et une zone non bâtie (ZNB). Les résultats des deux traitements sont comparés afin d'analyser les performances. Il ressort de ces traitements que la classification orientée objet (COO) est mieux adaptée que la classification spectrale (CS) pour la cartographie des sites bâtis, car elle améliore la précision cartographique de 4,58%. Au niveau des sites à habitats précaires, les deux types de classifications affichent les précisions globales presque similaires : 89,59% pour la classification spectrale et 90,32% pour l'approche orientée objet. Concernant les terrains non bâtis, la CS est la mieux indiquée avec une amélioration globale de 8,22% par rapport à l'approche COO. En somme, la COO semble plus adaptée pour l'extraction d'unités cartographiques des sites bien structurés. Au fur et à mesure que le niveau d'organisation du site décroît, les performances de la COO baissent au profit de la CS.

This study aims to analyze the performance of spectral classifications and object oriented classification, for mapping of the urban area of Cocody and Attécoubé. To achieve our aim, a satellite image at very high spatial resolution (VHSR) was used. For this work, these two methods of classifications were successively applied to three test sites, namely a well-built area, an area with poor housing and an undeveloped area. The results of two treatments are compared to analyze performances. It appears from these treatments that object-oriented classification is better suited than the spectral approach for mapping sites built because it improves the mapping accuracy of 4,58%. At sites with poor housing, the two classifications show almost similar comprehensive details. Thus, the spectral classification provides an improvement of 0,73% compared to the object-oriented approach. On undeveloped land, the spectral classification is best shown with an overall improvement of 8.22% compared to the object-oriented approach. In short, the object-oriented classification seems appropriate for the extraction of units of well-structured sites. When the level of organization of the site decreases, the performance of the object oriented classification fall in favour of the spectral classification.

urbanization, spectral classification, object-oriented classification, remote sensing, Côte d'Ivoire

## INDEX

**Mots-clés** : urbanisation, classification spectrale, classification orientée objet, télédétection, Côte d'Ivoire

## AUTEURS

### PATRICE N'GUESSAN AKOGUHI

Enseignant-Chercheur à l'Université Jean Lorougnon Guédé de Daloa, Unité de formation et de recherche Environnement - Laboratoire des Sciences et Technologie de l'Environnement (LSTE), Daloa, Côte d'Ivoire, adresse courriel : Patrice.akonguhi@ujlg.edu.ci

### HYPPOLITE N'DA DIBI

Enseignant Chercheur associé au Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection, Université Félix Houphouët-Boigny de Cocody, Abidjan, Unité de formation et de recherche Biosciences, Abidjan, Côte d'Ivoire, adresse courriel : dibihyppoliten@gmail.com



**MARC HOUIN GODO**

Enseignant-chercheur à l'Université Jean Lorougnon Guédé de Daloa, Unité de formation et de recherche Environnement - Laboratoire des Sciences et Technologie de l'Environnement (LSTE), Daloa, Côte d'Ivoire, adresse courriel : godohouin@yahoo.fr

**GERMAIN MIESSAN ADJA**

Enseignant-chercheur à l'École normale supérieure d'Abidjan, département des Sciences et Technologie, section Sciences et vie de la Terre, Abidjan, Côte d'Ivoire, adresse courriel : amiessan@yahoo.fr

**FERNAND KOFFI KOUAMÉ**

Directeur des Affaires académiques et pédagogique à l'Université virtuelle de Côte d'Ivoire, Professeur associé au Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection, Université Félix Houphouët-Boigny de Cocody, Abidjan, Côte d'Ivoire, adresse courriel : fernand.kouame@uvci.edu.ci