

DÉTECTION DES CUVETTES OASIENNES DU CENTRE-EST DU NIGER PAR CLASSIFICATIONS D'IMAGES-SATELLITE SPOT5-THX

Mahamadou KARIMOU BARKÉ^{1,2}, Bernard TYCHON¹, Issa OUSSEINI³,
André OZER⁴, Charles BIELDERS⁵

¹ Département Sciences et Gestion de l'Environnement,
Faculté des Sciences, Université de Liège, Belgique

Courriel: msbarke@alumni.uliege.be; bernard.tychon@ulg.ac.be

² Adresse au Niger: BP. 10960 Niamey, Niger

Courriel: barke_mk@yahoo.fr

³ Département de Géographie, Faculté des Lettres et Sciences Humaines (FLSH),
Université Abdou Moumouni de Niamey (UAM), Niger

Courriel: issaousseini31@gmail.com

⁴ Professeur émérite, Département de Géographie,
Faculté des Sciences Université de Liège (ULg), Belgique

Courriel aozero@ulg.ac.be

⁵ Earth and Life Institute, Université Catholique de Louvain

Courriel: charles.biielders@uclouvain.be

RÉSUMÉ

Situées en zone semi-aride, les cuvettes oasiennes du centre-est du Niger sont des agro-écosystèmes à haute potentialité. Cependant, elles sont souvent peu connues par ces acteurs du développement à cause de leur extrême diversité et de leur nombre. Cette étude évalue les performances de trois méthodes de classification d'images dans la détection des cuvettes oasiennes (analyse pixelaire, analyse texturale et analyse par objet) à partir des images SPOT5-THX de 2,5 m de résolution spatiale. L'évaluation des résultats montre que l'approche par objet (indice critique de succès égal à 0,94) est beaucoup plus performante que celle utilisant la texture (indice critique de succès égal à 0,78) et l'analyse par pixel (indice critique de succès égal à 0,69). L'étude fournit une première information originale, à savoir le nombre (11 300 cuvettes oasiennes détectées avec une erreur de plus ou moins 6%), la position et la surface de l'ensemble des cuvettes sur la zone d'étude.

MOTS-CLÉS

Cuvette oasienne, SPOT5-THX, analyse par pixel, analyse par texture, analyse par objet, Gouré, Niger.

Article reçu le 10 février 2016, accepté le 16 septembre 2016

1. INTRODUCTION

Le Département de Gouré situé au cœur du Sahel, entre les isohyètes 150 et 400 mm, est entièrement soumis au climat sahélo-saharien (HOUNTONDJI *et al.*, 2004). L'agriculture et l'élevage y constituent les principales activités économiques. Les cultures maraîchères sont pratiquées dans des dépressions interdunaires de morphologies très variées et dont la forme générale se rapproche de celle d'un tronc de cône renversé appelées cuvettes (AMBOUTA, 2006). Ces cuvettes sont couvertes d'une dense végétation composée essentiellement de palmier doum (*Hyphaene thebaïca*), palmier dattier (*Phoenix dactylifera*), baobab (*Andersonia digitata*) leur conférant une allure d'oasis d'où le nom de cuvette oasienne. Leurs sols s'organisent en auréoles dont la texture devient en général plus fine vers l'intérieur. La plage centrale est souvent occupée en saison des pluies par un plan d'eau de surface (mare) qui disparaît en saison sèche laissant place à des plages de croûtes salines (natron). La nappe phréatique devient alors sub-affleurante.

Les cuvettes oasiennes se localisent principalement en Asie centrale (Iran, Irak, Inde et Pakistan), en Afrique du Nord et méditerranéenne (Maroc, Algérie, Tunisie, Lybie et Egypte), au Proche et Moyen Orient et au Sahara (TOUTAIN et DOLLÉ, 1990). Ces dépressions assurent un niveau minimal de production moins sensible aux fluctuations de la pluviométrie que les cultures pluviales (JAHIEL,

1998). Elles constituent la source de revenu principale pour les agriculteurs de la région (ABDOU et ADJI, 2009 ; ABDOU et DJAMBOUTO, 2009).

Cependant, ces cuvettes oasiennes sont menacées d'ensablement conduisant à leur disparition progressive. L'ensablement est la résultante de la dégradation des terres de culture, de la baisse de rendement des cultures, de l'ensevelissement des jeunes plants et corrélativement de l'exode rural dans cette partie du Niger (KARIMOUNE *et al.*, 1993 ; BODART et OZER, 2009 ; TIDJANI *et al.*, 2009 ; BODART *et al.*, 2010 ; KANEMBOU et KARIMOUNE, 2013).

De nombreux programmes de recherches et d'actions ont été menés autour des cuvettes oasiennes. La plupart porte sur l'amélioration des pratiques de gestion de ces cuvettes, la lutte contre leur dégradation, l'inventaire et la caractérisation des espèces végétales qui se développent à l'intérieur et aux alentours et l'évaluation des ressources (TYCHON *et al.*, 2009). Mais aucune étude n'a préalablement fait un inventaire exhaustif de ces dépressions fermées. Les seuls recensements effectués se sont souvent limités aux cuvettes exploitées (SAA/Gouré, 2000).

C'est dans ce cadre que des études ont été initiées sur la préservation des cuvettes oasiennes et de leur rôle socio-économique. Pour bien préserver les cuvettes, il faudrait au préalable bien les connaître afin de pouvoir mener des actions. Compte tenu de leur nombre important et de leur diversité, la télédétection, grâce à sa vision synoptique, est un outil pertinent pour localiser et inventorier ces cuvettes oasiennes.

Un traitement courant en télédétection consiste à réaliser une classification ou un partitionnement des images. Chaque partition ou classe d'une image est souvent supposée correspondre à un seul type d'« objet ». La couleur, la texture, la forme, le contexte sont utilisés comme critères de classification.

L'objectif de cette recherche est d'établir une évaluation comparative entre trois méthodes d'identification des cuvettes pour retenir la plus performante. Ces trois méthodes sont basées sur les techniques d'analyse d'images par pixel, par texture et enfin par objet. Les résultats sont exposés en trois parties : la première concerne la description de la zone d'étude, la deuxième la méthodologie et enfin la troisième les résultats de l'analyse comparée.

2. DESCRIPTION DE LA ZONE D'ÉTUDE

Situé au centre-est du Niger dans la Région de Zinder et le Département de Gouré, la zone d'étude est limitée au nord par le Département de Tesker, au sud par le Département de Magaria et la République Fédérale du Nigeria, à l'est par le

Département de Mainé-Sora et par le Département de Mirriah à l'ouest (**planche 1**). Sa superficie totale est de 11 317,2 km² soit 66,51 % du Département de Gouré et 7,78 % de la Région de Zinder.

Du point de vue géologique, elle est rattachée à la région géologique du Damagaram-Mounio (région de Zinder et de Diffa) située aux limites est du bassin occidental des Oulliminden et ouest du bassin du Tchad (GREIGERT et POUUNET, 1967 ; BOUREIMA, 1980 cité par KARIMOUNE, 1994).

Les formations aquifères de la zone se subdivisent en deux groupes : l'aquifère de socle du Mounio et les aquifères sédimentaires du Quaternaire (GAULTIER, 2004). Selon KARIMOUNE (1994), l'aquifère de socle est formé par des séries de roches métamorphiques et des granites « anciens » et « jeunes ».

Les aquifères sédimentaires du Quaternaire de la zone d'étude sont liés à deux formations, celle du Manga et de la Korama. La nappe du Manga est tributaire de la pluviométrie, du retrait du Lac Tchad et du régime de la Komadougou (CHRISTIAN, 1998 ; SEBAG *et al.*, 2006). La région des Korama est caractérisée par la fossilisation des cours d'eau l'alimentant, la persistance du déficit pluviométrique et la nappe en épuisement au niveau du champ de captage.

La géomorphologie étroitement liée aux caractéristiques climatiques et à la nature des roches est composée des affleurements rocheux, des systèmes dunaires composés de dunes longitudinales (NE-SO) et de dunes transversales orientées NNO-SSE et de dépressions interdunaires. Les dunes longitudinales s'appuient sur des éminences rocheuses et prennent naissance dans les couloirs entre les massifs rocheux du socle. Elles ont, contrairement aux dunes transversales, leurs sommets modelés par de petites dunes transversales mises en place ultérieurement (KARIMOUNE *et al.*, 1990).

La végétation de Gouré est principalement constituée d'une steppe arbustive claire de *Leptadenia pyrotechnica* et *Pergularia tomentosa* (espèces indicatrices de la dégradation du sol) dans le nord (KARIMOU, 2005). Cette steppe devient plus diffuse et arborée dans le sud et est composée d'*Acacia senegal*, *A. seyal*, *A. raddiana*, *A. nilotica*, *Balanites aegyptiaca*, *Faidherbia albida*, (zones à faible couverture sableuse), *Boscia senegalensis* (zone indurée et d'affleurement de cuirasse). On note la présence *Prosopis juliflora* sur les sommets de dunes qui envahit les bords des mares et l'intérieur des cuvettes. Les cuvettes sont caractérisées par une végétation phréatophile beaucoup dense (**planche 2A**) quand elles ne sont pas dégradées suite aux actions anthropiques.

Le Département de Gouré est une région endoréique caractérisée par un réseau hydrographique saisonnier est composé essentiellement de koris et de mares

(PGRN, 1997). Les koris présentent un réseau dense. Ils prennent naissance sur les versants des massifs. Leur alimentation est assurée par les précipitations entraînant souvent des crues brutales, dévastatrices et de courte durée. Quant aux mares, elles peuvent être de deux catégories : les mares alimentées par les koris descendant des massifs rocheux ou par les eaux de ruissellement et celles situées dans les cuvettes oasiennes (**planche 2B**) et alimentées par les eaux de ruissellement et la remontée de la nappe phréatique.

L'agriculture est une des principales activités des populations du Département de Gouré. Elle est pratiquée dans les Communes de Gouré, Guidiguir, Bouné, Kellé, Gamou et Alakoss. On y distingue trois types de cultures :

- les cultures pluviales, en dehors des cuvettes : elles concernent les cultures vivrières comme le mil, le sorgho le niébé etc. L'association constitue le principal système de culture pratiqué par les paysans ;
- les cultures maraîchères (cultures de contre saison) sont pratiquées dans les cuvettes et au bord des mares et concernent les cultures de tomate, laitue, chou, oignon, pomme de terre, canne à sucre, manioc, patate douce, etc. (**planche 3**) ;
- l'arboriculture est très développée dans la majorité des cuvettes. Elle concerne les arbres fruitiers comme les dattiers, les manguiers, les bananiers, les citronniers, les papayers et les goyaviers.

La seconde activité des populations est l'élevage. Il est pratiqué dans trois zones distinctes (KARIMOU, 2005) : une zone pastorale proprement dite au nord où l'élevage est extensif, une zone intermédiaire au niveau de laquelle l'élevage est semi-extensif et une zone sédentaire au sud dite zone agricole, où est pratiqué l'élevage semi-intensif.

3. MÉTHODOLOGIE

3.1. Images SPOT-5-THX

Les images SPOT5-THX, multi-spectrales en super-mode, de 2,5 m de résolution ont été

utilisées comme données de référence dans cette étude. Le super-mode multi-spectral fait référence à un processus d'acquisition, spécifique à l'instrument HRG de SPOT-5. Il s'obtient en deux étapes. D'abord, une image SPOT5-TH (très haute résolution) panchromatique de 2,5 m est obtenue à partir de deux images SPOT5-HRG panchromatique de 5 m résolution acquises simultanément après interpolation, déconvolution et suppression du bruit. Enfin, le super-mode multi-spectral (SPOT5-THX) est aussi une fusion de deux images SPOT : une image SPOT-TH de 2,5 m de résolution et une image SPOT5-HRG en mode multi-spectral de 10 m de résolution. Le super-mode couleur à très haute résolution spatiale comprend 3 bandes spectrales (il ne comporte plus la bande du moyen infrarouge).

Les données de référence (SPOT5-THX) ont été acquises à la fin de saison des pluies. La période d'acquisition a été choisie parce qu'elle permet d'abord une identification rapide des cuvettes oasiennes en mettant en évidence leur végétation phréatophile et leur plan d'eau temporaire. Ensuite elle permet d'éviter une quantité importante de nuages et de poussières sur les images.

En effet, depuis le début de la « grande sécheresse » qui date de la fin des années soixante, le Niger oriental est devenu une zone productrice de poussières éoliennes ou litho-météores (OZER, 2002). Les litho-météores réduisent la visibilité horizontale en saison sèche et pourraient tacher les images.

Les différentes méthodes d'analyse, d'identification et de classification appliquées et développées dans le cadre de cette étude ont été testées sur une mosaïque de six scènes d'images de SPOT5-THX géo-référencées de 2,5 m de résolution (**tableau 1**). Elles ont été acquises entre Octobre et Décembre 2013 avec un niveau de traitement 2A. C'est-à-dire que les corrections radiométriques et géométriques des images avaient déjà été faites. L'information est stockée en comptes numériques de huit bits.

Tableau 1. Caractéristiques des images SPOT5 en super-mode

N° satellite	Coordonnées	Dates d'acquisition	Heure de prise de vue	N° de l'instrument	Mode spectral	Nombre de bande	Resolution
SPOT-5	076-322	13/12/25	09h27	2	THX	3	2,5 m
	077-322	13/10/25	09h25	2	THX	3	2,5 m
	078-322	13/10/04	09h30	2	THX	3	2,5 m
	076-323	13/11/25	09h27	2	THX	3	2,5 m
	077-323	13/11/05	09h20	2	THX	3	2,5 m
	078-323	13/11/15	09h20	2	THX	3	2,5 m

La réalisation de la mosaïque d'images s'est faite en deux étapes essentielles : l'égalisation des radiométries entre les images voisines (histogramme correspondant) et l'assemblage des images suivant

la meilleure ligne de raccord (LERUTH, 2000). L'histogramme correspondant est un processus consistant à déterminer une table de conversion qui convertit l'histogramme d'une image pour le rendre

similaire à l'histogramme d'une autre (PAN *et al.*, 2009). L'histogramme correspondant est utile pour faire correspondre des scènes qui ont été prises à des jours différents ou bien qui sont légèrement différentes à cause de l'angle du soleil ou des effets atmosphériques. Il permet donc de limiter les différences radiométriques entre des images acquises à des dates différentes.

Dans une mosaïque, les lignes de raccord permettent d'améliorer les zones de jonctions entre deux images en définissant une zone fusion le long du bord des lignes de raccord. La largeur de fusion est une valeur définie dans la table attributaire de ligne de raccord. La méthode consiste à analyser des images superposées et à déterminer le tracé des lignes de raccord où elles seront les moins perceptibles (LERUTH, 2000). La méthode de lignes de raccord permet ainsi de limiter « les effets de bord » des images adjacentes.

Compte tenu de la taille de la zone d'étude et pour réduire les confusions entre les cuvettes et les autres objets proches en réflectance, un masque a été appliqué afin de différencier un à un les secteurs homogènes en aquifères. Il s'agit du secteur de socle magmatique du Mounio, celui sédimentaire quaternaire du Manga et enfin celui des aquifères alluviaux des Koramas. Sans cette différenciation, les confusions sont fréquentes entre les mares du secteur d'affleurements du socle et les cuvettes oasiennes au sens strict.

3.2. Reconnaissance et collecte des données de terrain

Une première analyse préliminaire de la région sur la base des cartes topographiques et des images SPOT5-THX a été effectuée pour discriminer les classes géomorphologiques et adopter une méthode de sélection des aires d'entraînement pour les classifications.

3.2.1. L'établissement de la nomenclature

La nomenclature ou clef d'interprétation a permis de définir les classes et leurs caractéristiques spectrales avant les classifications. Les classes définies sont d'ordre géomorphologiques. Elles se justifient du fait qu'elles sont du même ordre que les cuvettes dont leur identification constitue l'objectif dans cette étude. Sur le plan topographique, les cuvettes forment des dépressions plus ou moins fermées.

Dans la zone d'étude on distingue les unités topographiques de cuvettes et les unités associées aux cuvettes. Ces dernières sont composées d'édifices dunaires, d'affleurements rocheux et de vallées sèches. Ce qui correspond à quatre classes géomorphologiques établies en s'inspirant des différents ensembles géomorphologiques identifiés à travers les cartes topographiques à l'échelle 1/200 000 de la zone (IGN Paris, 1962) et les observations de terrain.

3.2.2. La sélection et contrôle des zones d'entraînement

Compte tenu du nombre de sites potentiels d'étude, une visite de terrain reposant sur une stratégie permettant de sillonner toute la zone « cuvette » du Département de Gouré a été effectuée en novembre 2014. Ainsi, plusieurs zones d'entraînement ont été sélectionnées pour caractériser la zone d'étude. Ces zones d'entraînements ont été choisies de façon à recouvrir toute la zone d'étude. Elles ont été aussi délimitées par numérisation à l'écran sur images SPOT5-THX avec à l'appui la carte topographique de Gouré ND 32 XI au 1/200 000 (IGN Paris, 1962) et des données de terrain. En effet les aires d'entraînements des classes définies dans la clé d'interprétation ont été échantillonnées dans trois secteurs : secteur Nord (transect 1), secteur centre (transect 2) et secteur sud (transect 3). Au total, 180 cuvettes ont été choisies selon ces transects. Quant aux autres classes (vallées sèches, édifices dunaires et affleurements rocheux) compte tenu de leurs grandes surfaces et leur localisation en blocs, les échantillons utilisés pour établir la classification dépassent de loin ceux utilisés pour les cuvettes. Les échantillons sont surtout importants au niveau des édifices dunaires. Le choix des aires d'entraînement des unités de paysage de cuvettes, de vallées sèches, d'édifices dunaires et d'affleurement rocheux s'est basé sur la perception visuelle de la représentation spectrale des caractéristiques de chaque unité qui sont entre autres : la structure/texture, la forme, la tonalité et la distribution spatiale. Chaque classe est formée par une association d'unités d'occupation des sols. Par exemple, une cuvette peut être caractérisée par une savane arborée et/ou arbustive, une zone de cultures, un plan d'eau temporaire ou permanent et un sol nu à natron. C'est pourquoi chaque classe se traduit par des signatures spectrales d'unités d'occupation des sols groupés. Les échantillons choisis sont de taille suffisante pour caractériser statistiquement les classes d'objets qu'elles représentent.

3.3. Description des trois méthodes

3.3.1. La méthode de classification par pixel

L'identification et l'extraction d'une classe ou de plusieurs classes d'occupation des sols peuvent être obtenues en attribuant la valeur radiométrique d'un pixel ou d'un groupe de pixels de l'image à une classe donnée (LEFEBVRE *et al.*, 2011). Lorsque la classification est basée sur les valeurs radiométriques des pixels, elle est dite classification purement radiométrique ou non contextuelle (**planche 4**). Dans ce cas, on opère pixel par pixel sans tenir compte du voisinage du pixel à classer.

L'analyse pixellaire a été exécutée par un algorithme de classification supervisée utilisant la distance de Mahalanobis (ARVOR *et al.*, 2008 ;

IDBRAIM, 2009). Cet algorithme s'appuie sur les surfaces d'entraînement dont il extrait les signatures spectrales afin de procéder à la classification de l'image. L'algorithme de la distance de Mahalanobis a été utilisé comme paramètre «classificateur» en raison de ses performances élevées par rapport à d'autres méthodes (BAR-HILLEL *et al.*, 2005 ; PERUMAL, 2010).

3.3.2. La méthode de classification par texture

L'analyse de texture consiste à trouver des attributs descriptifs qui quantifient les caractéristiques de granularité des images, de directionnalité ou encore de finesse, utilisées pour qualifier les textures. Ces caractéristiques texturales sont généralement liées aux propriétés des objets que l'image contient (THOMAS *et al.*, 2000). Une analyse de texture d'une image permet notamment d'obtenir des informations sur la nature des objets qui la constitue, de la segmenter en régions homogènes, d'améliorer la qualité de l'image (restauration).

La démarche consiste à extraire un ou plusieurs paramètres caractéristiques de cette texture. Ces paramètres sont désignés sous le terme d'attributs texturaux (HARALICK *et al.*, 1973). Selon TUCERYAM et JAIN (1998), les différentes méthodes d'analyse de texture peuvent se répartir en quatre catégories. D'abord les méthodes structurales, elles sont adaptées aux textures macroscopiques et régulières. Ensuite les méthodes statistiques qui sont basées sur des paramètres statistiques (probabilité de 1^{er} ordre, 2^e ordre) estimés pour chaque pixel de l'image. On note aussi les méthodes fréquentielles ou de modélisation réparties en deux groupes (modèles de champs aléatoires markoviens et méthodes fractales). Enfin les méthodes spatio-fréquentielles désignent les représentations spatio-fréquentielles obtenues par traitement du signal.

La méthode développée a été réalisée en 3 étapes :

- *Étape 1 : Distribution de la variance cumulée, seuillage, classification*

Dans le cadre de cette étude, l'image de texture est obtenue à partir du calcul d'un descripteur statistique de premier ordre (la variance) dans une fenêtre glissante de 17*17 (**planche 4**). La valeur de ce descripteur est attribuée au pixel central de la fenêtre de l'image résultante. Le descripteur calcule l'hétérogénéité locale de la fenêtre 42,5 m par 42,5 m, donc 1 806 m²) à partir des images de SPOT5-THX à 2,5 m de résolution. Le choix de cette surface se justifie par la taille des cuvettes oasiennes les plus petites (0,2 ha) observées lors de nos déplacements sur le terrain. Aussi, en analyse texturale, la taille optimale de la fenêtre devrait varier selon la taille des objets qui constituent chacune des classes

(HODGSON, 1998). La variance a été choisie car elle permet de représenter une information globale de l'image et de bien mettre en évidence les contours des cuvettes oasiennes.

La variance traduit donc l'homogénéité de l'ensemble des pixels de la fenêtre. Une variance faible indique une zone homogène. De ce fait, à l'intérieur des cuvettes on n'observe que des valeurs de fenêtres variances faibles.

Les variances des fenêtres situées à cheval entre les dunes, les affleurements rocheux et les cuvettes seront toujours plus élevées que dans des milieux homogènes. Cette observation est utilisée pour repérer par l'analyse de la variance de la fenêtre les zones les plus probables qui correspondent à des contours de cuvettes. Par essai-erreur, sur base de l'analyse visuelle d'un échantillon de cuvettes, seuls les dix derniers pourcents des fenêtres, c'est-à-dire ceux présentant les plus grandes variances dans la bande proche infra-rouge ont été retenus comme pouvant indiquer la présence d'une bordure de cuvette. Cela signifie que 90 % des fenêtres seront exclues car situées sous la valeur seuil S (**planche 5**). Cette valeur seuil a permis de faire une extraction des bordures des cuvettes. A partir des bordures des cuvettes, on essaie de regrouper les pixels à l'intérieur pour en faire des cuvettes. L'outil d'analyse «effacer» d'Arcgis a été utilisé pour faire ce regroupement. Cet outil crée une classe d'entités en superposant la limite de la zone d'étude en entrée aux polygones des bordures des cuvettes appelé ici «entités d'effacement». Seules les parties de la zone d'étude en entrée situées hors des limites extérieures des entités d'effacement sont copiées vers la classe d'entités en sortie. Cette classe d'entité en sortie est constituée par deux types de polygones. Le premier correspond aux pixels à l'intérieur des bordures des cuvettes et est constitué par plusieurs petits polygones. Par contre, le deuxième qui constitue les pixels à l'extérieur des bordures de cuvettes, représente les autres unités (vallées sèches et édifices dunaires et collines) qui font frontière avec les cuvettes. Ces unités sont représentées par un seul polygone avec une superficie de loin plus grande que les polygones «cuvettes». Les cuvettes ont été déterminées en fusionnant les polygones représentant l'intérieur des cuvettes à ceux constituant leurs bordures. À partir des polygones des cuvettes précédemment créées, un premier masque des cuvettes et leurs alentours sur une image composite calculée en combinant les canaux texturaux aux images d'origine a été calculé.

L'extraction des contours des cuvettes oasiennes, en utilisant une approche de seuillage par maximisation de la variance conduit à un partitionnement

de l'image en deux parties : une partie qui constitue les cuvettes de la zone, et l'autre partie les autres objets qui composent l'image. Ainsi, une première classification supervisée a été appliquée au masque des cuvettes en utilisant l'algorithme de la distance de Mahalanobis pour améliorer la précision des résultats (**planche 4**).

- *Étape 2 : Combinaison, classification*

Les classes représentant les autres objets (vallées sèches, édifices dunaires et collines) ont été d'abord délimitées à partir de l'inverse du masque des cuvettes. Ensuite, une image dérivée ou composite qui les représente a été créée. Elle est obtenue en combinant : la bande du PIR de l'image de SPOT, l'image de texture et le NDVI. Enfin, une autre classification effectuée uniquement sur cette image composite a permis de détecter les vallées sèches, les édifices dunaires, les collines et les cuvettes oasiennes identifiées partiellement lors de l'étape 1.

- *Étape 3 : Fusion*

Les résultats de la classification de l'étape 1 et ceux de l'étape 2 ont été fusionnés afin de regrouper l'ensemble des unités géomorphologiques. La fusion permet de mettre ensemble les unités géomorphologiques semblables contiguës issus de l'étape 1 et 2. La table des données à fusionner contient exactement les mêmes attributs, sinon il risque d'y avoir des problèmes au niveau de l'interprétation. Un effort préalable d'harmonisation des tables d'attributs et de leur contenu a été donc effectué.

3.3.3. La méthode de classification par objet

Contrairement aux méthodes précédentes, la démarche orientée-objet (**planche 4**) ne traite pas le pixel de manière isolée, mais des ensembles de pixels contigus appelés « objets interprétés » en se basant sur leurs valeurs spectrales, leur taille, leur forme, leur contexte (DEFINIENS PROFESSIONAL 8.7, 2011 ; MASHEE et MALTHUS, n.d.). Le traitement réalisé avec le logiciel eCOGNITION se fait en trois principales étapes (SPARFEL *et al.*, 2010). La première étape consiste en la création du projet eCOGNITION et à l'importation des données vectorielles ou raster. La deuxième étape est la segmentation de l'image, opération qui va générer les objets. Cette étape permet donc d'extraire des « primitives » des objets-images qui deviendront le support pour les classifications à venir. L'algorithme de segmentation nommé multi-résolution a été utilisé. Il génère des objets adjacents de taille et de forme similaires bien répartis dans l'espace suivant des critères d'homogénéité définis en prenant en compte l'hétérogénéité au sein d'un objet (DEFINIENS PROFESSIONAL 8.7, 2011).

Le seuil d'hétérogénéité est calculé en fonction de plusieurs paramètres définis par l'utilisateur tels

que la couleur (qui renvoie à la valeur spectrale des objets), et la forme (qui correspond à la texture des objets auxquels on peut attribuer un poids relatif) (SPARFEL *et al.*, 2010).

La dernière étape du traitement est la classification des objets créés précédemment. Ces derniers possèdent des caractéristiques diverses : valeur moyenne des objets, écart-types, luminosité, etc., qui permettent de les classer. La classification s'est faite à deux niveaux (MASHEE et MALTHUS, n.d. ; SPARFEL *et al.*, 2010). Le premier niveau se base sur les fonctions d'appartenance floue. Pour une caractéristique choisie, ces fonctions affectent ou non un objet à une classe, grâce à des intervalles de valeurs. Cette technique peut ainsi s'apparenter à un seuillage « flou ». Les classes identifiées à ce niveau comportent beaucoup de confusions.

Pour réduire ces confusions, un deuxième niveau de classification a été effectué séparément au niveau de chaque classe créée précédemment. Ce niveau utilise l'algorithme de classification du plus proche voisin (*Nearest Neighbour*). Elle est fondée sur l'acquisition (saisie ou importation) d'objets d'entraînement par l'utilisateur (MOHAMMED et RUSTHUM, 2010). Après la déclaration des objets échantillons, on procèdera à l'optimisation des caractéristiques les plus aptes à la séparation des classes, en conjonction avec un classificateur du plus proche voisin. Il s'agit de comparer les caractéristiques des classes et de trouver la combinaison de caractéristiques qui produit la plus grande séparabilité dans la gamme de variables spectrales, contextuelles, de textures et de formes disponibles entre les échantillons des différentes classes (WELLENS, 2014).

3.4. Évaluation des classifications réalisées

La dernière étape d'une classification d'image consiste à valider la classification en évaluant sa pertinence (vérification a posteriori). La validation s'est faite en utilisant ARCGIS 10.1. Pour cela, le taux des pixels bien classés est calculé dans une matrice de confusion réalisée grâce à un fichier de référence représentant la réalité de terrain ou sites de vérification (ASSAMI *et al.*, 2014 ; MOSTEPHAOUI, 2014). Les sites ayant servi à la vérification sont indépendants des sites d'entraînement pour ne pas biaiser le processus de contrôle. Ils ont été pris au hasard directement sur le terrain ou à partir de documents auxiliaires (cartes topographiques et d'occupation des sols existantes). Finalement, 164 polygones de cuvettes oasiennes et 100 polygones de chacune des autres classes (vallées sèches, édifices dunaires et affleurement rocheux) ont été échantillonnés sur le terrain avec un GPS comme points de contrôle des classifications. Bien que le nombre des polygones de vallées sèches, édifices dunaires

et affleurement rocheux soit inférieur à celui des cuvettes, leur surface (nombre de pixels) dépasse de loin celle des échantillons de contrôle des cuvettes.

Pour l'évaluation des résultats comparés des classifications, un même jeu des données de validation a été utilisé pour réaliser l'ensemble des matrices de confusion. Il s'agit d'un tableau de contingence confrontant les classes obtenues sur la carte (colonnes) et les classes identifiées (lignes) pour l'échantillon. Sur la diagonale, on trouve donc les valeurs bien classées, hors de la diagonale les éléments mal classés. La somme des valeurs sur une ligne donne le nombre d'exemplaires théoriques de la catégorie. Si les classes sont indépendantes, la position de l'erreur n'a aucune signification. Si par contre les classes ne sont pas indépendantes, on peut définir une sorte de gradation dans les erreurs. Différents indicateurs de précision sont calculés : coefficient Kappa, précision globale, précision pour l'utilisateur et pour le réalisateur (CONGALTON, 1991 ; FLEISS et COHEN, 1973). Les performances des trois méthodes ont été également évaluées pour déterminer leurs capacités à détecter les cuvettes

(et donc leur nombre) à travers un modèle de prédiction. Ce modèle est aussi présenté sous forme de matrice de confusion (SCHAEFER, 1990). Dans le **tableau 2**, les cuvettes observées sur le terrain représentent les lignes et celles détectées par une des méthodes proposées, les colonnes. Les points de contrôle utilisés pour évaluer les performances de ces trois méthodes de détection des cuvettes oasiennes sont composés de 605 cuvettes oasiennes échantillonnées dont 164 déterminés sur le terrain et 441 par photo-interprétation. Deux situations se présentent à l'interception d'une ligne et d'une colonne : « positif ou présence de cuvette » ou « négatif ou absence de cuvette ». Lorsque cette interception donne le même signe on parle de détection correcte (deux signes positifs) ou de rejets corrects (deux signes négatifs). Mais lorsque l'occurrence d'une ligne et une colonne donne deux signes contraires, on parle soit de faux positif, correspondant à une prédiction par la méthode alors qu'il n'y a pas de cuvette en réalité, soit de faux négatif quand la méthode ne détecte aucune cuvette alors qu'elle est bien présente.

Tableau 2. Notation d'une matrice de confusion contenant les effectifs de détections correctes (DC), faux positifs (FP), faux négatifs (FN) et rejets corrects (RC)

		Cuvettes observées (méthode de référence)		Total détecté
		Positif	Négatif	
Cuvettes détectées (méthode alternative)	Positif	DC Détections correctes +/+	FP Faux positifs -/+	DC + FP
	Négatif	FN Faux négatifs +/-	RC Rejets corrects -/-	FN + RC
Total observé		DC + FN	FP + RC	N

Tableau 3. Superficie en hectares et nombre de cuvettes oasiennes (> 0,2 ha) identifiées au centre-est nigérien

	Analyse par pixel (1)	Analyse par texture (2)	Analyse par objet (3)	Évolution (2)-(1)	Évolution (3)-(2)	Évolution (3)-(1)
Nombre	21 145	18 072	11 300	-15 %	-37 %	-100 %
Superficie	64 961	26 250	31 061	-60 %	18 %	-100 %

Le nombre total de cuvettes observées sur le terrain et détectées par une méthode est noté N.

Trois indicateurs ont été calculés pour valider les trois méthodes :

- La probabilité de détection (POD) ou sensibilité relative est la capacité de la méthode à détecter les cuvettes lorsque les cuvettes sont bien présentes en réalité (avec la méthode de référence.

$$POD = DC / (DC + FN)$$

- Le taux de faux positif (TFP), est la probabilité qu'une cuvette soit détectée par une méthode alors

qu'elle n'existe pas en réalité sur le terrain. Elle est définie comme suit :

$$TFP = FP / (DC + FP)$$

- L'indice critique de succès CSI (*Critical Success Index*) qui permet de quantifier la qualité de la méthode. CSI varie d'une échelle de 0 (très mauvais) à 1 (parfait).

$$CSI = DC / (DC + FN + FP)$$

Le CSI est fréquemment utilisé parce qu'il tient compte à la fois des faux positif et des faux négatif dans les analyses.

4. RÉSULTATS ET DISCUSSION

4.1. Comparaison des résultats obtenus par les techniques d'analyses pixellaire, texturale et par objet

Une comparaison visuelle des résultats obtenus sur une partie de la zone d'étude montre des différences importantes entre les classifications (**planche 6**). Le choix de la zone s'explique par la diversité des situations rencontrées notamment la forme et la taille des cuvettes. La classification basée sur le pixel contient beaucoup de confusion entre les classes (**planche 6A**) L'analyse pixellaire et texturale identifie les alentours des cuvettes comme étant des vallées sèches alors que l'analyse par objet les classe dans les édifices dunaires. Les cuvettes oasiennes sont remarquables sur la **planche 6** à travers leurs forme circulaire, allongée ou amiboïde (AMBOUTA, 2006). Elles sont parfois isolées et se localisent généralement à l'extrémité de vallées sèches. Ce qui confirme les travaux d'AMBOUTA (2006) qui observe les cuvettes à l'extrémité des bas-fonds. Quant aux vallées sèches, elles ont beaucoup de caractéristiques communes avec les cuvettes, avec une différence notable : elles sont de loin plus étirées.

D'après nos observations de terrain, les «cuvettes» de la région de Gouré présentent des similitudes biophysiques spécifiques qui font qu'elles sont perçues comme appartenant à un même type de paysage. Les caractéristiques visuelles premières qui s'offrent à l'observateur et qui discriminent les paysages de cuvettes dans les paysages locaux sont ici d'abord la concentration d'une végétation dominée par le palmier doum (*Hyphanea thebaïca*), et ensuite leur configuration topographique en creux. Sur le plan topographique, les unités de paysage des cuvettes forment des dépressions plus ou moins fermées. C'est-à-dire que chaque cuvette se définit par une association de pentes convergentes réparties sur presque toutes les directions (360°). La fermeture de ces dépressions est variable d'une cuvette à l'autre. Elles sont très diversifiées par leurs caractéristiques : taille, forme, matériaux (sols, végétation, eaux), type d'occupation, dynamique, etc. En règle générale, les cuvettes correspondent à des contextes où la productivité hydrologique est insuffisante, pour des causes climatiques et/ou géomorphologiques, à engendrer des débits efficaces pouvant entretenir la continuité des réseaux hydrographiques. A l'inverse, l'efficacité éolienne se renforce suffisamment pour marquer les paysages par une fréquence spatiale marquée d'ergs fixés. Les observations de la région révèlent deux systèmes d'unités de paysage associées aux paysages de cuvettes : les systèmes des reliefs résiduels du socle et les systèmes d'édifices dunaires. Dans la plupart des cas, les reliefs résiduels sont des barres filoniennes ou des inselbergs recouverts de

blocs rocheux chaotiques et d'éboulis grossiers. Les édifices dunaires sont généralement fixés même si souvent leurs sommets restent ravivés.

Les cuvettes sont générées soit par la combinaison de ces deux différents systèmes ou par la généralisation des systèmes dunaires. Quand des dépressions topographiques existent dans la zone à reliefs de socle exclusifs, celles-ci sont totalement différentes des «cuvettes» aussi bien par leurs dénivelés, leurs sols que leurs associations végétales et incidemment de leurs modes d'occupation. Communément, elles sont identifiées en tant que «mares», mais pas comme des «cuvettes».

La confusion est très forte entre les vallées sèches et les édifices dunaires. Les édifices dunaires occupés par une steppe arbustive ou arborée se reflètent de la même manière que les vallées sèches. L'analyse texturale montre une amélioration des résultats par rapport à l'analyse pixellaire (**planche 6 B**). Enfin, en se basant sur les caractéristiques des cuvettes, on peut dire qu'avec l'analyse par objet, les objets (cuvettes oasiennes, vallées sèches et édifices dunaires) semblent les mieux identifiés (**planche 6C**). La principale caractéristique des cuvettes est leur localisation soit aux confins d'anciens chenaux d'écoulement, au pied de la dune, soit entre des dépressions interdunaires de taille et formes variées, parfois coalescentes.

Le **tableau 3** récapitule le nombre et les superficies des cuvettes obtenues selon les trois analyses. L'analyse par objet qui présente la meilleure précision a donné moins de cuvettes en nombre. L'approche par pixel a repéré plus de cuvettes oasiennes et avec des superficies qui sont de loin supérieures à celles des deux autres méthodes. Ceci s'explique par une très forte confusion entre les cuvettes oasiennes et les autres classes (cf. **planche 6**).

L'analyse texturale a détecté 18 072 cuvettes oasiennes qui occupent cependant moins de surface que celle obtenue par la classification par objet. Cette technique basée sur la texture a dû diviser certaines cuvettes dégradées où s'observe une certaine discontinuité. L'approche a aussi sous-estimé les superficies des grandes cuvettes (**planche 7**).

Dans le cadre de cette étude, la taille minimale des cuvettes oasiennes retenue est 0,2 ha. Ce chiffre correspond aux plus petites cuvettes exploitées qui sont rencontrées sur le terrain. La distribution des cuvettes selon la taille (**planche 7**) montre un nombre très élevé de cuvettes inférieures à 0,5 ha.

L'analyse par objet a détecté 4 527 cuvettes oasiennes de taille inférieure à 0,5 ha alors que chacune des deux autres approches en identifie le double. D'après nos observations de terrain, la plupart de ces cuvettes sont soit inexploitées soit abandonnées

ou en voie de disparition, car menacées d'ensablement. Le nombre de cuvettes oasiennes identifiées par analyse par objet est inférieur au nombre obtenu par les méthodes par pixel et par texture quelle que soit la taille. Ainsi, on dénombre 70 cuvettes dont la superficie est supérieure ou égale à 50 ha par la méthode pixellaire, alors que celles par texture et par objet en détectent respectivement 27 et 53. Bien que les cuvettes oasiennes de grande taille ne soient pas nombreuses, celles qui ont une superficie de plus de dix ha représentent plus de la moitié des superficies obtenues pour chaque méthode (**planche 8**). La plus grande superficie détectée par analyse pixellaire est 1 755 ha. La méthode par objet avait donné 656 ha pour la cuvette oasienne correspondante. Mesurée avec les images SPOT5-THX à 2,5 m de résolution et sur le terrain, elle faisait 581 ha. Cette cuvette se trouve à l'exutoire d'un oued (cours d'eau temporaire) qui n'est plus fonctionnel. Ses alentours sont constitués par une concentration très forte de palmiers doum, espèce qui est aussi dominante à l'intérieur des cuvettes. Ceci peut expliquer la différence de superficie obtenue par l'analyse par objet et par photo-interprétation. L'analyse par objet est donc proche de la réalité terrain. La plupart des grandes cuvettes détectées par la méthode pixellaire sont soit des édifices dunaires recouverts par une forte végétation soit des grandes dépressions occupées par une steppe arborée composée d'*Acaccia raddiana*.

4.2. Évaluation de la classification

La matrice de confusion de l'analyse pixellaire (**tableau 4**) montre comme erreur d'excédents pour les cuvettes 14 %, pour les vallées sèches 54 %,

pour les édifices dunaires 35 % et pour les collines 22 %. Cette erreur signifie par exemple, pour les pixels des cuvettes, que seulement 86 % d'entre eux correspondent réellement à des pixels de cuvettes. Inversement, 24 % des pixels issus de la classe de référence «cuvette» ont été affectés à d'autres classes (erreur de déficits).

Les résultats de la classification montrent aussi que les cuvettes ont été identifiées à 76 %. Cependant un certain nombre d'édifices dunaires et de vallées sèches ont été classés comme des cuvettes. Cette confusion s'explique par le fait que ces unités apparaissent de la même façon sur l'image. Par exemple, un plan d'eau a une réflectance comparable, que cela soit dans une cuvette, une vallée sèche, au sommet ou au pied d'une colline. Aussi, les sols nus des sommets de collines ont des réponses similaires à celle des zones d'exploitation de natron à l'intérieur des cuvettes. Il faut aussi noter qu'une cuvette oasienne est caractérisée par une forte végétation de palmiers. Cette végétation a des propriétés optiques voisines de celle des gomméraires des vallées sèches de la zone.

Des études similaires sur la classification supervisée utilisant l'algorithme de Mahalanobis réalisées par PERUMAL (2010) et ESLAMI (2011) ont donné des coefficients Kappa respectivement de 0,97 et 0,89. Cette divergence avec nos résultats s'explique par le fait que ces auteurs avaient travaillé sur des classes d'occupation des sols où la confusion entre les classes n'est pas aussi importante. Pour notre étude, les classes retenues sont des unités géomorphologiques à l'intérieur desquelles plusieurs unités d'occupation des sols peuvent être déterminées.

Tableau 4. Matrice de confusion de la classification par analyse pixellaire

	Cuvette	Vallée sèche	Édifice dunaire	Colline	Total	Précision pour l'utilisateur (%)
Cuvette	76 %	12 %	3 %	6 %	3 263 850	86
Vallée sèche	5 %	69 %	17 %	4 %	3 362 794	46
Édifice dunaire	5 %	16 %	65 %	13 %	16 248 832	65
Colline	14 %	3 %	14 %	77 %	294 807	78
Total	2 079 680	2 308 675	17 933 441	848 487	23 170 283	
Précision pour le réalisateur (%)	76	69	65	77		
Précision globale (%)					82	
Coefficient Kappa					0,82	

Les résultats de l'analyse texturale donnent une meilleure précision par rapport à l'analyse par pixel (**tableau 5**). La précision globale passe de 82 % à 90 %. La précision de détection des collines a plus que doublé. Elle passe de 32 % à 68 %. La précision de détection des cuvettes oasiennes s'est améliorée de 39 % "pour l'utilisateur".

La précision pour l'utilisateur, calculée selon les lignes, représente le pourcentage de pixels bien classés (par rapport au nombre total de pixels de la classe). Quant à la précision pour le réalisateur, elle est calculée selon les colonnes et correspond au pourcentage de pixels issus des classes de référence bien classés dans les groupes d'affectation. Ainsi,

on constate que 20 % des cuvettes appartenant à l'échantillon de référence ont été affectés aux vallées sèches et aux édifices dunaires. La précision pour le réalisateur pour les cuvettes est donc de 80 %. Comme erreur d'excédent, on enregistre 43 % pour les vallées sèches, contre 3 % pour les collines. Seulement 13 % des pixels ont été classés par erreur comme des cuvettes.

Les performances de l'analyse texturale par rapport à l'analyse pixellaire concordent avec les résultats

de plusieurs auteurs. Les résultats obtenus par GUO et ZHANG (2010) montrent qu'avec le seuillage de l'histogramme du descripteur d'attribut qu'est la variance, on peut parvenir à une amélioration significative, parfois de plus de 10 %, de l'exactitude de la classification, par rapport à la méthode par pixel. FRANKLIN *et al.* (2000 et 2001) et ZHANG *et al.* (2004) ont montré qu'en combinant les canaux de texture et les images spectrales, on peut avoir une précision globale de 75 à 100 % selon le niveau de hiérarchisation des classes.

Tableau 5. Matrice de confusion de la classification par analyse texturale

	Cuvette	Vallée sèche	Édifice dunaire	Colline	Total	Précision pour l'utilisateur (%)
Cuvette	80,4%	1,6%	1,1	1,0	1 835 336	87
Vallée sèche	2%	77,6%	6,0	0,0	2 617 693	57
Édifice dunaire	17,6%	20,5%	92,9	31,5	18 009 503	94
Colline	0%	0,3%	0,1	67,5	578 577	96
Total	1987459	1916406	18310278	826966	23041109	
Précision pour le réalisateur (%)	80	78	93	67		
Précision globale (%)					90	
Coefficient Kappa					0,90	

Par rapport aux deux méthodes précédentes, l'analyse par objet (**tableau 6**) donne moins d'erreurs excédents et d'erreurs de déficits pour toutes les classes. Les cuvettes ont été détectées avec une précision de 93 %. Les précisions de détection des vallées sèches, des édifices dunaires et des collines

ont augmenté respectivement de 6 %, 7 % et 19 % par rapport à celles identifiées par analyse texturale. L'approche basée objet est plus performante que les approches pixellaire et texturale, et le coefficient Kappa peut être considéré comme satisfaisant.

Tableau 6. Matrice de confusion de la classification par analyse par objet

	Cuvette	Vallée sèche	Édifice dunaire	Colline	Total	Précision pour l'utilisateur (%)
Cuvette	93,2%	4,2%	0,4%	0%	2 018 759	92
Vallée sèche	0,2%	83,7%	0,1%	0%	1 648 809	98
Édifice dunaire	6,6%	12,2%	99,4%	13,3%	18 767 201	97
Colline	0%	0%	0%	86,7%	736 814	100
Total	1992480	1940675	18389941	848487	23171583	
Précision pour le réalisateur (%)	93	84	99	87		
Précision globale (%)					97	
Coefficient Kappa					0,97	

Nos résultats confirment beaucoup d'études qui ont prouvé les meilleures performances de la classification orientée-objet. De nombreux auteurs (WILLHAUCK, 2000 ; WANG, 2004 ; WHITESIDE, 2005 ; YUAN, 2006 ; QIAN et ZHOU, 2007 ; DURO et FRANKLIN, 2012) ont en effet montré que la technique de la classification par objet donne de meilleurs résultats que ceux obtenus utilisant la technique de la classification par pixel.

Cependant, on observe de façon générale sur les trois matrices de confusion (**tableaux 4 à 6**) que les unités en dépression présentent une diversité plus forte que les édifices dunaires et collines. Ainsi, lorsque la diversité est plus forte, les possibilités de confusion sont aussi plus grandes. Cela veut dire que les pixels se trouvant dans les cuvettes sont dans un large spectre et les édifices dunaires, collines sont dans un spectre plus réduit.

Une deuxième évaluation des trois méthodes de classifications a permis de déterminer la plus performante en ce qui concerne la détection des cuvettes (**tableau 7**). En effet, compte tenu de l'importance des cuvettes détectées et des grands écarts entre les résultats des trois approches, l'évaluation des performances de ces méthodes détermine le nombre exact de cuvettes qui s'approche de la réalité terrain. Sur les 605 cuvettes oasiennes échantillonnées sur le terrain (164) et par photo-interprétation (441), on note 98 % de probabilité de détection de cuvette selon l'approche par pixel, 99 % selon la texturale et 99 % pour celle par objet. La probabilité de détection est la capacité d'une méthode à identifier

correctement les cuvettes observées sur le terrain et par photo-interprétation. On constate que ces trois méthodes identifient bien les cuvettes. Cependant, il faut noter que parmi les cuvettes détectées, certaines n'en sont pas comme en témoigne le taux des faux positifs. Les faux positifs représentent les cuvettes oasiennes non cibles détectées par la méthode alternative. On distingue beaucoup de faux positifs dans les méthodes par pixel (31 %) et par texture (22 %). On note aussi des faux négatifs c'est-à-dire des cuvettes observées sur le terrain ou par photo-interprétation et qui ne sont détectées par la méthode alternative. Elles sont moins nombreuses au niveau de l'analyse par objet.

Tableau 7. Statistiques des détections correctes (DC), rejets corrects (RC), faux positifs (FP), faux négatifs (FN), nombre de cuvettes identifiées (N) et valeurs de la sensibilité relative (POD) du taux de faux positifs (TFP), et de l'indice critique de succès (CSI)

	DC	RC	FN	FP	N	POD (%)	TFP (%)	CSI
Pixel	595	0	10	263	868	98,3	30,7	0,69
Texture	598	0	7	166	771	98,8	21,7	0,78
Objet	600	0	5	33	638	99,2	6,5	0,94

Ainsi pour chacune des trois méthodes utilisées dans cette étude, on constate des faux positifs et des faux négatifs. C'est pourquoi l'indice critique de réussite qui prend en compte le taux de faux positifs et de faux négatif a été utilisé (**tableau 7**). Il traduit la qualité de l'accord entre l'estimation de la cuvette identifiée par une méthode et la vraie cuvette observée sur le terrain ou par photo-interprétation, en dehors des erreurs aléatoires. L'analyse par objet a donné la plus grande valeur de CSI (0,94). Elle est donc incontestablement la méthode dont les résultats s'apparentent le plus à la réalité de terrain. En tenant compte des erreurs de 0,06 de l'analyse par objet obtenu à partir CSI, on peut estimer le nombre total des cuvettes oasiennes du Département de Gouré à environ 11 300.

Ce protocole d'évaluation des performances répond bien à l'objectif de cette recherche qui consiste à identifier et à localiser les cuvettes oasiennes dans le Département de Gouré. L'indice critique de réussite est un bon indicateur permettant d'estimer le taux d'erreur d'une classification.

L'analyse par texture est meilleure que celle par pixel. On peut même obtenir une performance encore améliorée de l'analyse texturale en faisant une combinaison de plusieurs attributs texturaux (WELLENS, 2014). Mais cela convient surtout pour une petite zone car les procédés de l'analyse texturale ont l'inconvénient d'occuper beaucoup « d'espace disque » et de prendre énormément de temps. Cette étude a utilisé un seul attribut textural qui est la variance.

5. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Dans ce travail, les performances des trois méthodes de classification d'image (approche par pixel, par analyse de la texture et par analyse par objet) ont été comparées afin de faire l'inventaire des cuvettes oasiennes du Département de Gouré. La première méthode qui est l'analyse pixellaire identifie les cuvettes avec une probabilité de détection de 98 %. Néanmoins, elle identifie d'autres objets comme étant des cuvettes alors qu'elles ne le sont pas dans la réalité. C'est ce qui explique le taux des fausses alarmes de 30,8 %. L'indice critique de succès obtenu par analyse pixellaire (0,69) est inférieur à celui obtenu par analyse texturale (0,78). Ce qui démontre les performances supérieures de l'analyse par texture par rapport à l'analyse par pixel. Cette deuxième méthode de détection des cuvettes oasiennes (analyse par texture), utilise comme descripteur, la variance. L'efficacité de cette méthode est liée aux descripteurs choisis (attributs texturaux retenus, nombre d'attributs et fenêtre d'analyse). La démarche d'analyse texturale développée a permis d'aborder d'une part un aspect de la classification d'image par détection des contours des objets qui la compose. L'extraction des contours des cuvettes oasiennes, en utilisant une approche de seuillage par maximisation de la variance ; conduit à un partitionnement de l'image en deux parties : une partie qui constitue les cuvettes de la zone et l'autre partie les autres objets qui composent l'image. Une autre classification sur uniquement cette deuxième partie a permis de détecter les vallées sèches, les édifices dunaires et les collines.

D'autre part, cette approche montre aussi qu'il est possible d'utiliser le canal textural d'une image monogénique pour faire le seuillage car de plus, les techniques classiques de traitement d'images en niveaux de gris s'avèrent insuffisantes surtout lorsqu'il y a une forte variation dans les valeurs radiométriques de l'image.

En ce qui concerne les applications utilisant les cartes d'occupations des sols, la méthode d'analyse basée sur la variance n'est pas une référence car elle ne permet pas de faire la discrimination entre objets. Cette approche détecte seulement les objets ayant une texture macroscopique. Mais, la méthode par la matrice de cooccurrence, donne de bons résultats sur des images qui contiennent un grand nombre de classes d'occupation de sol (FRANKLIN *et al.*, 2000; WELLENS, 2014).

La dernière méthode est une analyse par objet d'image. Cette méthode a l'avantage de grouper les pixels semblables et contigus en objets. Les résultats de l'analyse par objet sont plus prometteurs avec un indice critique de succès de 0,94.

L'évaluation comparative des méthodes de détection des cuvettes oasiennes a montré que la classification objet-orientée est plus performante que celles basées sur les pixels et sur les textures.

Il faut noter que cette étude a permis d'obtenir une information originale dans cette zone. Cette information est relative à l'inventaire exhaustif des cuvettes oasiennes dans cette zone, suivi de leur localisation et leur superficie. C'est la première fois qu'une telle étude d'inventaire des cuvettes oasiennes a été effectuée au Niger en particulier et au monde en général.

Les résultats ont montré une performance incontestablement supérieure de l'analyse par objet par rapport aux deux autres méthodes. 11 300 cuvettes oasiennes ont été détectées par l'analyse par objet avec une erreur de plus ou moins de 6 %.

Ces résultats corroborent plusieurs études (WILLHAUCK, 2000; CLEVE *et al.*, 2008; DURO *et al.*, 2012; WELLENS, 2014). Cette évaluation des méthodes a révélé des limites certaines de l'analyse pixellaire à détecter des cuvettes oasiennes. Une des contributions de cet article est un inventaire exhaustif des cuvettes oasiennes dans cette zone. Elle montre aussi que ces cuvettes oasiennes présentent beaucoup d'unités paysagères ayant des similarités marquées du point de vue de la télédétection avec celles des vallées sèches, des édifices dunaires et des collines. Ceci explique les confusions entre les classes constatées surtout au niveau de l'analyse pixellaire.

Enfin, il faut noter que ces zones regorgent beaucoup de potentialités agricoles. C'est pourquoi une caractérisation de ces agrosystèmes

sera nécessaire afin d'évaluer leurs potentialités agricoles. Il faudrait aussi, surtout pour les pays en développement, aller vers les nouveaux produits de traitement d'image en open source qui serait d'une utilité appréciable s'il pouvait intégrer des outils d'analyse par objet.

REMERCIEMENTS

Les auteurs voudraient remercier l'Académie de Recherche et d'Enseignement Supérieur (ARES) du Royaume de la Belgique qui a financé cette étude à travers le Projet Interuniversitaire Ciblé (PIC) dénommé REC-Gouré (recherche sur l'ensablement des cuvettes oasiennes de Gouré) dont la thématique principale est la préservation des cuvettes oasiennes et de leur rôle socio-économique.

Nous remercions également le programme ISIS (Incitation à l'Utilisation Scientifique des Images SPOT) du Centre National d'Etudes Spatiales (CNES, France). Les images SPOT5-THX qui ont servi à cette étude ont été subventionnées par le programme ISIS.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- ABDOU Y. & ADJI M., 2009. Opportunité et viabilité économiques des opérations de traitement des dunes de sable dans le Département de Gouré au Niger: cas des villages de Balla, Sissia et Lafia. *Geo-Eco-Trop*, 33, 133-140.
- ABDOU Y. & DJAMBOUTO B., 2009. Les justifications et les faisabilités économiques et sociales du traitement des dunes de sable dans le Département de Gouré au Niger: cas du village de Tchago. *Geo-Eco-Trop*, 33, 125-132.
- AMBOUTA K. J.M., 2006. *Caractérisation des cuvettes et bas-fonds et possibilité d'exploitation agricole et de valorisation dans la zone d'intervention du PLECO* (p. 37). Gouré.
- ARVOR D., JONATHAN M., MEIRELLES M. & DUBREUIL V., 2008. Detecting outliers and asserting consistency in agriculture ground truth information by using temporal vi data from MODIS. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXVI (Part B7), 1031-1036.
- ASSAMI T., HAMDI-AISSA B., HALITIM A., MOSTEFAOUI T. & ROUAHANA H., 2014. Apport de la télédétection dans l'étude de la relation entre états de surface et pédopaysages en milieu aride: exemple de la région d'el Outaya (biskra, algérie). *Algerian Journal of Arid Environment*, vol. 4, n° 60-71.

- BAR-HILLEL A., HERTZ T., SHENTAL N. & WEINSHALL D., 2005. Learning a Mahalanobis metric from equivalence constraints. *Journal of Machine Learning Research*, 6 (6), 937-965.
- BODART C. & OZER A., 2009. Apports de la télédétection dans l'étude de la remise en mouvement du sable dunaire dans la région de Gouré (sud-est du Niger). *Geo-Eco-Trop*, 33, 57-68.
- BODART C., OZER A. & DERAUW D., 2010. Suivi de l'activité des dunes au Niger au moyen de la cohérence interférométrique ERS 1/2. *Bulletin de La Société Géographique de Liège*, 54, 123-136.
- CHRISTIAN L., MARC L. & SALIFOU O., 1998. Evolution des ressources en eau dans le département de Diffa (bassin du lac Tchad, sud-est nigérien). *Water Resources Variability in Africa during the XXth Century (Proceedings of the Abidjan 98 Conference Held at Abidjan, Cote d'Ivoire)*, IAHS Publ. (November 1998), 281-288.
- CLEVE C., KELLY M., KEARNS F.R. & MORITZ M., 2008. Classification of the wildland-urban interface: a comparison of pixel- and object-based classifications using high-resolution aerial photography. *Computers, Environment and Urban Systems*, 32, 317-326.
- CONGALTON R. G., 1991. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *REMOTE SENS. ENVIRON.*, 37, 35-46.
- DEFINIENS PROFESSIONAL 8.7., 2011. *eCognition® Developer 8.7. Reference Book* (p. 438). Germany.
- DURO D. C., FRANKLIN S. E. & DUBÉ, M.G., 2012. A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118, 259-272.
- ESLAMI A. & ZAHEDI S., 2011. Providing poplar plantation map by Indian remote sensing (IRS) satellite imagery in Northern Iran. *African Journal of Agricultural Research*, 6, 4769-4774.
- FLEISS J. L. & COHEN J., 1973. The equivalence of weighted kappa and the interclass correlation coefficient as measures of reliability. *Educ. Psycho. Mans.*, 33, 613-619.
- FRANKLIN S. E., HALL R. J., MOSKAL L. M., MAUDIE A. J. & LAVIGNE M. B., 2000. Incorporating texture into classification of forest species composition from airborne multispectral images. *International Journal of Remote Sensing*, 21 (1), 61-79.
- FRANKLIN S. E., MAUDIE A. J. & LAVIGNE M. B., 2001. Using spatial co-occurrence texture to increase forest structure and species composition classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67 (7), 849-856.
- GAULTIER G., 2004. *Recharge et paléorecharge d'une nappe libre en milieu sahélien (Niger oriental): approches géochimique et hydrodynamique*. Thèse de doctorat, Université Paris-Sud (Paris XI), 165 p.
- GREIGERT J & POUUNET R., 1967. *Essai de description des formations géologiques de la République du Niger* (p. 367).
- GUO Z., ZHANG L. & ZHANG D., 2010. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching. *Pattern Recognition*, 43(3), 706-719.
- HARALICK R. M., SHANMUGAM K. & DINSTEN I., 1973. Textural Features for Image Classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*.
- HODGSON M. E., 1998. What size window for image classification? A cognitive perspective. *PE & RS- Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 64(8), 797-807.
- HOUNTONDI Y.C., OZER P. & NICOLAS. J., 2004. Mise en évidence des zones touchées par la désertification par télédétection à basse résolution au Niger. *Cybergeo: European Journal of Geography*, 18p.
- IDBRAIM S., 2009. *Méthodes d'extraction de l'information spatiale et de classification en imagerie de télédétection: Applications à la cartographie thématique de la région d'Agadir (Maroc)*. Thèse de doctorat, Université Med V-Agdal et Université Paul Sabatier de Toulouse.
- IGN Paris, 1962. Carte topographique de l'Afrique de l'Ouest au 1/200.000, Gouré, Feuille ND 32 XI, IGN, Paris, 1962.
- JAHIEL M., 1998. Rôle du palmier dattier dans la sécurisation foncière et alimentaire au sud-est du Niger. *Sécheresse*, 2(9), 167-174.
- KANEMBOU L. & KARIMOUNE S., 2013. Processus d'ensablement des cuvettes et suivi par télédétection dans le département de Gouré, Niger. *Revue de Géographie de l'Université de Ouagadougou*, 2, 173-197.
- KARIMOU B. M., 2005. *Caractérisation morphopédologique des cuvettes de Tchago et Worro (dans le département de Gouré)*. Université Abdou Moumouni.

- KARIMOUNE S., 1994. *Géomorphologique de la région de Zinder (Niger) Damagaram et plateau du Koutous*. Université de Liège.
- KARIMOUNE S., ALEXANDRE J. & OZER A., 1993. Suivi par télédétection de l'évolution de la désertification dans la région de Zinder (Niger). *Télédétection et Cartographie*, 151-159.
- KARIMOUNE S., OZER A. & EPIRCUM M., 1990. Les modelés éoliens de la région de Zinder (Niger méridional), étude de photogéomorphologie, note préliminaire. *Télédétection et Sécheresse. Edition AUPELF-UREF*, 145-161.
- LEFEBVRE A., CORPETTI T. & HUBERT-MOY L., 2011. Ondelettes et théorie des évidences pour la classification orientée-objet. *Géomatique et Occupation Des Sols, RIG* – 21, 297 – 325.
- LERUTH F., 2000. Les mosaïques d'images. *Bulletin de la Société Géographique de Liège*, 38(1), 95-106.
- MASHEE H. A. & MALTHUS T. J., n.d. Object-oriented image analysis for monitoring urban expansion in the city of Riyadh, Saudi Arabia.
- MOHAMMED A. & RUSTHUM S., 2010. Object-oriented image processing of an high resolution Satellite imagery with perspectives for Urban growth, planning and development. *International Journal of Image Processing, Computer Science Journals*, 2, 18-28.
- MOSTEPHAOUI T. & BENSALID R., 2014. Caractérisation des sols gypseux dans les zones arides par télédétection cas du sous-bassin versant d'oued djedi-biskra. *Lebanese Science Journal*, 15, 99-115.
- OZER P. (2002). Les lithométéores au Niger : mise au point. *Würzburger Geographische Arbeiten*, 97, 7-32.
- PAN J., WANG M., LI D., & LI J., 2009. Automatic generation of seamline network using area Voronoi diagrams with overlap. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(6), 1737-1744.
- PERUMAL K. & BHASKARAN R., 2010. Supervised classification performance of multispectral images. *Journal of Computing*, 2(2), 126-129.
- PGRN, 1997. *Etude monographique de l'arrondissement de Gouré*, Projet de Gestion des Ressources Naturelles, 85p.
- QIAN J., ZHOU Q. & HOU Q., 2007. Comparison of pixel-based and object-oriented classification methods for extracting built-up areas in aridzone. In *ISPRS Workshop on Updating Geo-spatial Databases with Imagery et The 5th ISPRS Workshop on DMGISs* (pp. 163-171).
- SAA/Gouré, 2000. *Inventaire et utilisations agropastorales des cuvettes de l'arrondissement de Gouré*. Service d'Arrondissement de l'Agriculture de Gouré, République du Niger.
- SCHAEFER J. T., 1990. The Critical Success Index as an Indicator of Warning Skill. *Weather and Forecasting*, 5, 570-57.
- SEBAG D., DURAND A., GARBA Z., LANG J. & VERRECCHIA E. P., 2006. Dynamique sédimentaire et diagenétique d'un lac interdunaire holocène en milieu subaride (N'Guigmi, Lac Tchad, Niger). *Africa Geoscience Review*, 13, 409-424.
- SPARFEL L., GOURMELON F. & LE BERRE I., 2010. Approche orientée-objet de l'occupation des sols en zone côtière. *Télédétection*, 8, 237-256.
- THOMAS H., COLLET C., YAO, K. & BUREL G., 2000. Classification de textures en imagerie sonar et Invariance en rotation Sonar texture classification and rotation invariance. *Traitement Du Signal*, 17, 1-19.
- TIDJANI A.A., OZER A. & KARIMOUNE S., 2009. Apports de la télédétection dans l'étude de la dynamique environnementale de la région de Tchago (Nord-Ouest de Gouré, Niger), *Geo-Eco-Trop*, 33, 69-80.
- TOUTAIN G., DOLLÉ V. & FERRY M., 1990. Situation des systèmes oasiens en régions chaudes. *Les Systèmes Agricoles Oasiens*, 11, 7-18.
- TUCERYAM M. & JAIN A. K., 1998. Texture analysis. In *The handbook of pattern recognition and computer* (Vol. vision, 2, pp. 1-41).
- WANG L., 2004. Integration of object-based and pixel-based classification for mapping mangroves with IKONOS imagery. *INT. J. REMOTE SENSING*, 25(24), 5655-5668.
- WELLENS J., 2014. *Un cadre pour l'utilisation des outils d'aide à la décision à diverses échelles spatiales pour la gestion de l'agriculture irriguée en Afrique de l'Ouest*. Thèse de doctorat, Université de Liège, Liège, Belgique, 100 pages.
- WHITESIDE T. & AHAMAT W., 2005. A comparison of object-oriented and pixel-based classification methods for mapping land cover in northern Australia. In *Proceedings of SSC2005 Spatial intelligence, innovation and praxis: The national biennial Conference of the Spatial Sciences Institute, September 2005. Melbourne: Spatial Sciences Institute* (pp. 1225-1231).
- WILLHAUCK G., 2000. Comparison of object oriented classification techniques and standard

image analysis for the use of change detection between SPOT multispectral satellite images and aerial photos. *ISPRS, Vol. XXXII*, 8.

YUAN F. & BAUER M. E., 2006. Mapping impervious surface area using high resolution imagery: a comparison of object-based and per pixel classification. In *ASPRS 2006 Annual Conference* (p. 8p). Reno, Nevada.

ZHANG C., FRANKLIN S. E. & WULDER M. A., 2004. Geostatistical and texture analysis of airborne-acquired images used in forest classification. *International Journal of Remote Sensing*, 25(4), 859–865.

LISTE DES TABLEAUX ET PLANCHES

Tableaux

Tableau 1 : Caractéristiques des images SPOT-5 en super-mode.

Tableau 2 : Notation d'une matrice de confusion contenant les effectifs de détections correctes (DC), faux positifs (FP), faux négatifs (FN) et rejets corrects (RC) .

Tableau 3 : Superficie en hectare et nombre de cuvettes oasiennes (> 0,2 ha) identifiées au centre-est nigérien.

Tableau 4 : Matrice de confusion de la classification par analyse pixellaire.

Tableau 5 : Matrice de confusion de la classification par analyse texturale.

Tableau 6 : Matrice de confusion de la classification par analyse par objet.

Tableau 7 : Calcul de l'indice critique de succès, de la sensibilité relative et du taux de faux positifs.

Planches

Planche 1 : Carte de localisation de la zone d'étude.

Planche 2 : Vue générale des cuvettes oasiennes Gassafa (A) et N'Guigugué (B) dans département de Gouré.

Planche 3 : Zone de cultures irriguées dans la cuvette Gassafa.

Planche 4 : Schéma synoptique de l'application des trois méthodes de détection des cuvettes par l'analyse pixellaire, texturale et par objet.

Planche 5 : Fréquence cumulée des valeurs de variance dans une fenêtre de 0,2 ha du canal proche infrarouge d'image SPOT5-THX.

Planche 6 : Résultats de la classification de l'analyse par pixel (A), par texture (B) et par objet (C) d'une partie de la zone d'étude.

Planche 7 : Distribution des cuvettes oasiennes du centre-est nigérien.

Planche 8 : Distribution des superficies des cuvettes oasiennes du centre-est nigérien selon leurs tailles.

DETECTION OF OASIAN BASINS OF EAST-CENTRAL NIGER BY CLASSIFICATIONS OF SPOT5-THX IMAGES

Mahamadou KARIMOU BARKÉ^{1,2}, Bernard TYCHON¹, Issa OUSSEINI³,
André OZER⁴, Charles BIELDERS⁵

¹Département Sciences et Gestion de l'Environnement,
Faculté des Sciences, Université de Liège, Belgique

Courriel: msbarke@alumni.uliege.be; bernard.tychon@ulg.ac.be

²Adresse au Niger: BP. 10960 Niamey, Niger

Courriel: barke_mk@yahoo.fr

³Département de Géographie, Faculté des Lettres et Sciences Humaines (FLSH),
Université Abdou Moumouni de Niamey (UAM), Niger

Courriel: issaousseini31@gmail.com

⁴Professeur émérite, Département de Géographie,
Faculté des Sciences Université de Liège (ULg), Belgique

Courriel: aozer@ulg.ac.be

⁵Earth and Life Institute, Université Catholique de Louvain

Courriel: charles.biielders@uclouvain.be

ABSTRACT

Located in a semi-arid zone, oasis basins of east-central Niger (**plate 1**) are high-potential agro-ecosystems (**plates 2 and 3**). These oasis basins are covered by dense vegetation consisting mainly of *Hyphaene thebaica*, *Phoenix dactylifera*, *Digitata andasonia* reflecting an oasis-like area, thus the name of oasis basin. Oasis basins represent the last areas where farming is possible throughout the year. These areas have experienced many investments from several NGOs and projects in these recent years. However, the oasis basins are still unknown and / underused by development actors due to their extreme diversity and also due to their huge number. In this context, research has been initiated to preserve the oasis basins and assess their socio-economic roles. In order to achieve this goal a thorough knowledge of the variable characteristics of these basin would be necessary. Given their large number and diversity, remote sensing, with its synoptic vision, is a relevant tool to locate and identify and characterize (set up an inventory) these oasis basins. SPOT5-THX images (2.5m resolution) were used in this study (**table 1**). This study evaluates the performances of three image classification methods in detecting oasian basins in the administrative unit ("Département") of Gouré using a confusion matrix tool (**table 2**). The methods are pixel analysis, textural analysis and object analysis (**plate 4**). A visual analysis of image mosaics was performed to obtain a preliminary categorization of the study area and to

choose a sampling design. A field campaign led to the selection of a set of regions of interest, one part of which was used to develop the classifications and another part to validate the results. As part of this study, four geomorphological classes were defined (oasis basin, dry valley, dune edifice and hill). **Table 3** summarizes the number and areas of the basins obtained by the three methods. The analysis by object yielded fewer oasis basins in number while the pixel approach identified more oasis basins and with areas that are far larger than those of the two other methods. This is explained by a strong confusion between the oasis basins and other classes like dry valley, hill and dune edifice (**plate 6**). The distribution of oasis basins according to their size (**plate 7**) shows a very high proportion of oasis basins covering less than 0.5 ha. Although the oasis basins with scopes lesser than 0.5 ha represent more than fifty percent, those that have an area greater than 10 ha represent more than half of the areas obtained for each method (**plate 8**). Evaluation of the results (**tables 4-6**) shows that the approach by object (global precision was 97 %, Kappa coefficient was equal to 0.97) is more efficient than the textural method (overall precision 90 %, Kappa coefficient 0.90) and the pixel-based approach (overall precision 82 %, Kappa coefficient 0.82). Indeed, given the importance of the detected oasis basins and large differences between the results of the three approaches, the performances of the three methods have been validated through a model of prediction to determine the exact number of oasis basins which approaches the ground reality.

The oasis basins probability detection (ability of a method to identify oasis basins observed in the field and photo-interpretation) of the three methods gives satisfactory results: 98.3% pixel analysis, textural analysis 98.9% and 99.2% object analysis. However, the false positive rates, which represent the probability that the oasis basin is detected by a method when it does not exist in reality in the field are important (pixel analysis: 31%, textural analysis: 22% and object analysis: 7%). Oasis basins observed in the field or by photo interpretation and which were not detected by the alternative method (false negatives) are fewer at the analysis by object.

The critical success index (CSI) has been computed, taking into account the rate of false positive and false negative results, the quality of the agreement between the estimate of the oasis basin identified by a method and true oasis basins observed in the field or by photo-interpretation, apart from random errors. The object analysis gave the highest CSI value (i.e. 0.94). It is unquestionably the method whose results are similar to those observed in the field. Analysis by texture is better than that by pixel. One can even get a further improved performance of the textural analysis by combination the fourteen textural attributes of HARALICK *et al.* (1973). This study used a single textural attribute i.e. the variance. Our results confirm several studies showing that the performance of image classification by object analysis is greater than textural analysis and simple pixel based analysis. But some confusion remains between mapped classes. This confusion can be explained by the classes identified in the study, which are geomorphological units. Yet, these geomorphological units have similar land cover. For example, a temporary water can be located atop a hill, in a dry valley or in an oasis basin. The study provides a first original information, namely the number, the position and the surface of all the oasis basins on the study area. The total number of oasis basins in the Department of Gouré is estimated at 11,300 with an error more or less than 0.06. The inventory of these resources is a first compulsory step for the characterization of oasis basins to be used for the evaluation of their agricultural potential.

KEYWORDS

Oasis basins, SPOT5-THX, pixel analysis, texture analysis, object analysis, Gouré, Niger.

LIST OF TABLES AND PLATES

Tables

Table 1: Characteristics of SPOT5 supermode images.

Table 2: Confusion matrix notation containing the numbers of correct detections (DC), false positives (FP), false negative (FN) and correct release (RC).

Table 3: Area in hectares and number of oasis basins (> 0.2 ha) identified in east-central Niger.

Table 4: Confusion matrix of the classification by pixel analysis.

Table 5: Confusion matrix of the classification by textural analysis.

Table 6: Confusion matrix of the classification by object analysis.

Table 7: Calculation of the critical success index, the relative sensitivity and false positive rate.

Plates

Plate 1: Location map of the study area.

Plate 2: General view of Gassafa (A) and N'Guigugué (B) oasis basins in the "département" of Gouré, Niger.

Plate 3: Irrigated crops area in Gassafa oasis basin.

Plate 4: Synoptic scheme of the implementation of three detection methods of oasis basins by pixel-based analysis, textural analysis and object-based analysis.

Plate 5: Cumulative frequency of variance values in a window of 0.2 ha of the infrared band of SPOT5-THX image.

Plate 6: Results of the classification by pixel analysis (A), texture analysis (B) and object analysis (C) in a part of the study area.

Plate 7: Distribution of oasis basins in east-central Niger.

Plate 8: Distribution of oasis basins surfaces in east-central Niger according to their sizes.

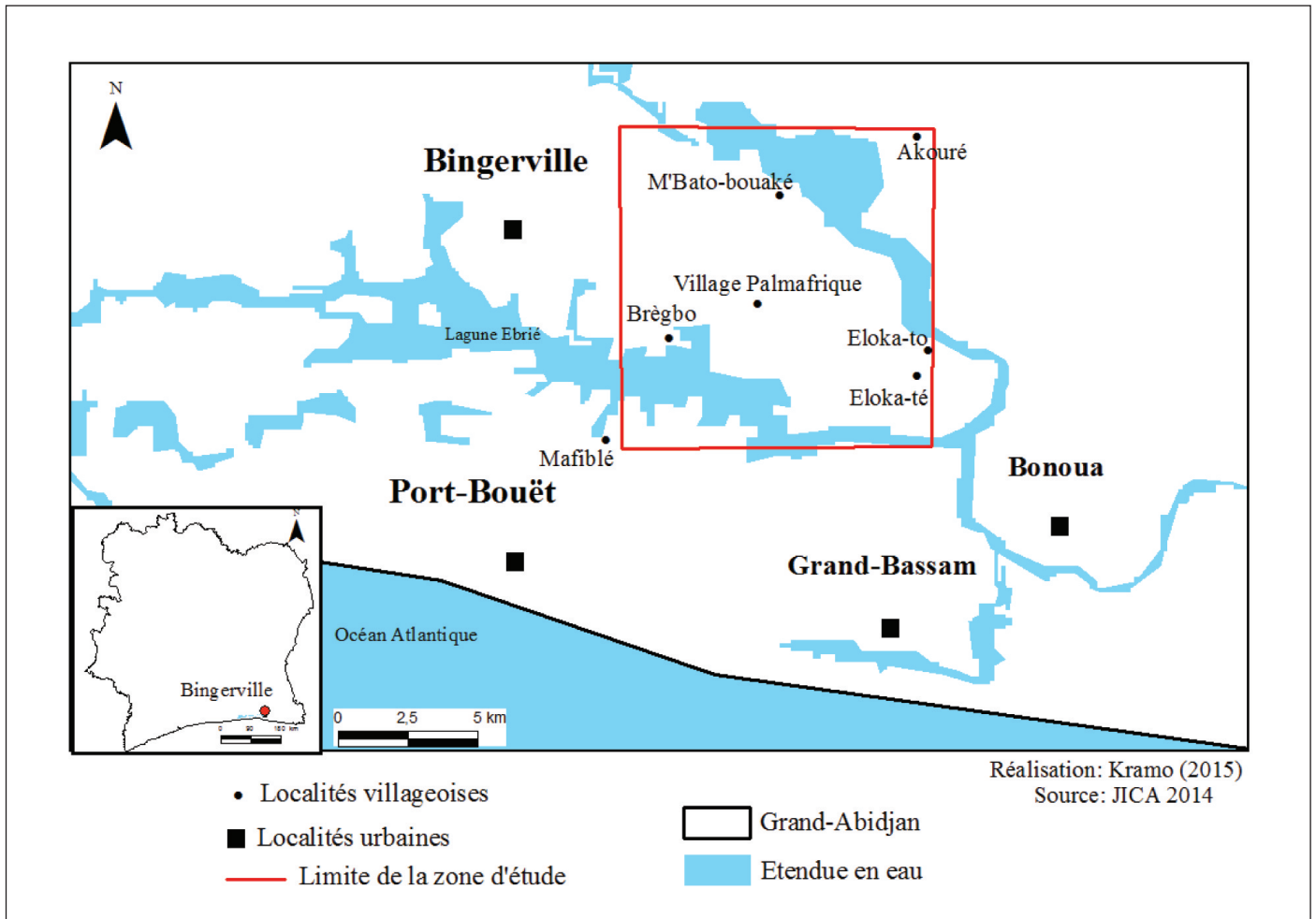


Plate 1: Location of the study area.
Planche 1 : Localisation de la zone d'étude.

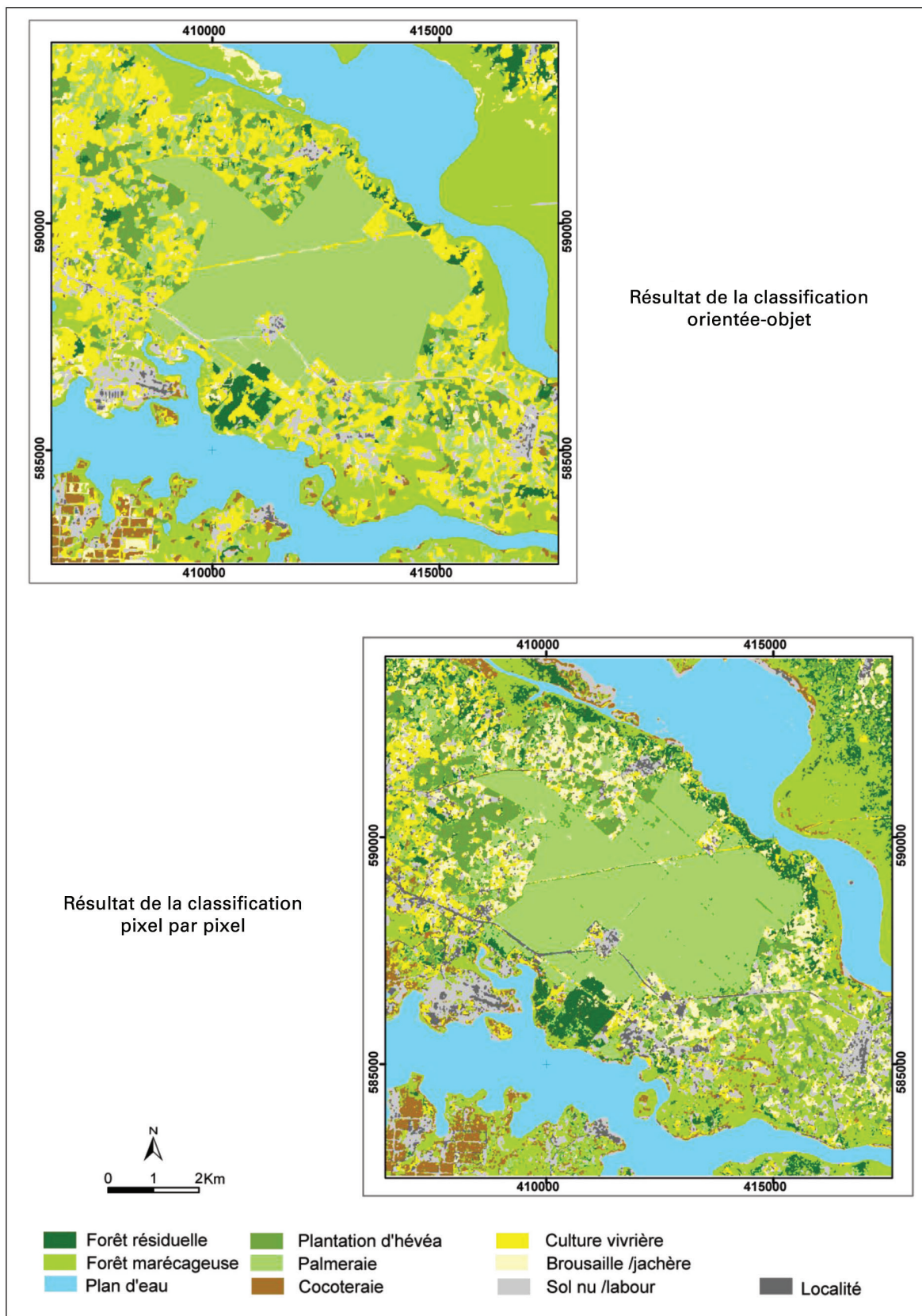


Plate 2: Land cover maps obtained from object-based and per-pixel classifications.

Planche 2 : Cartes d'occupation du sol réalisées par approches par objet et par pixel.

Article page 19,
Armand KANGAH, Charles KRAMO, Célestin HAUHOLOT

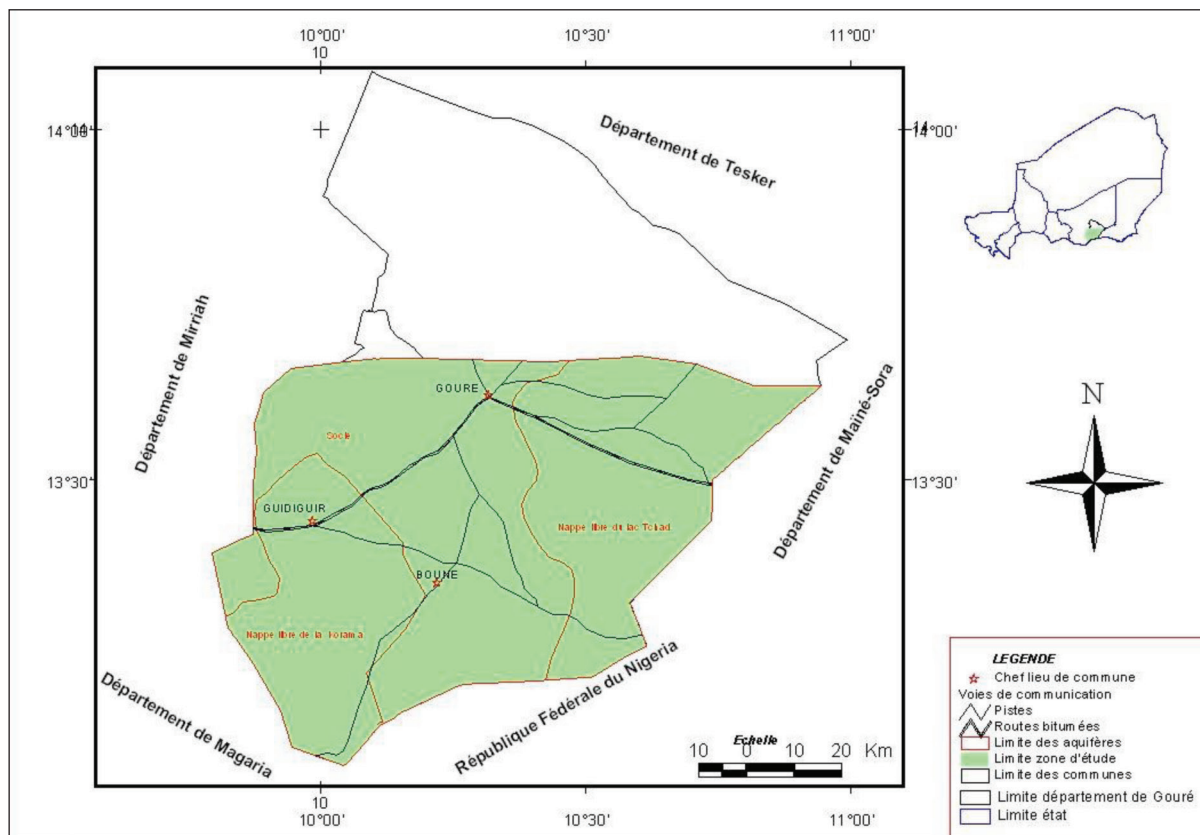


Plate 1: Location of the study area.

Planche 1 : Carte de localisation de la zone d'étude.

Article page 32,
Mahamadou KARIMOU BARKÉ, Bernard TYCHON, Issa OUSSEINI,
André OZER, Charles BIELDERS



Plate 2: General view of oasis basins of Gassafa (A) and N'Guigugué (B) in the « département » of Gouré, Niger.

Planche 2 : Vue générale des cuvettes oasiennes Gassafa (A) et N'Guigugué (B) dans département de Gouré.

**Article page 32,
Mahamadou KARIMOU BARKÉ, Bernard TYCHON, Issa OUSSEINI,
André OZER, Charles BIELDERS**



Plate 3: Irrigated crops area in the oasian basin of Gassafa.
Planche 3 : Zone de cultures irriguées dans la cuvette Gassafa.

Article page 32,
Mahamadou KARIMOU BARKÉ, Bernard TYCHON, Issa OUSSEINI,
André OZER, Charles BIELDERS

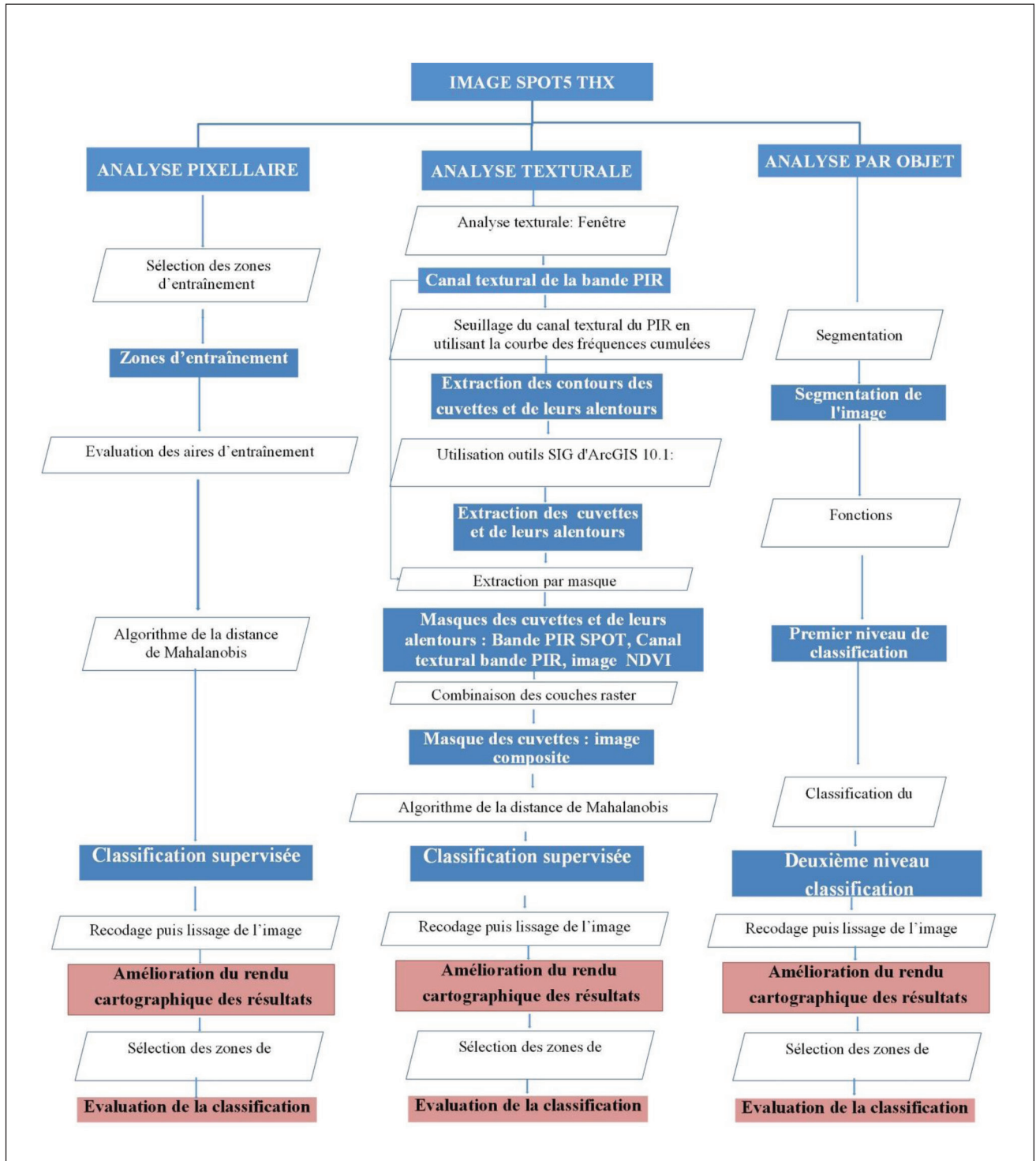


Plate 4: Synoptic scheme of the implementation of 3 methods of detection of oasis basins : pixel-based analysis, textural analysis, object-based analysis.

Planche 4 : Schéma synoptique de l'application des trois méthodes de détection des cuvettes par l'analyse pixellaire, texturale et par objet.

Article page 32,
Mahamadou KARIMOU BARKÉ, Bernard TYCHON, Issa OUSSEINI,
André OZER, Charles BIELDERS

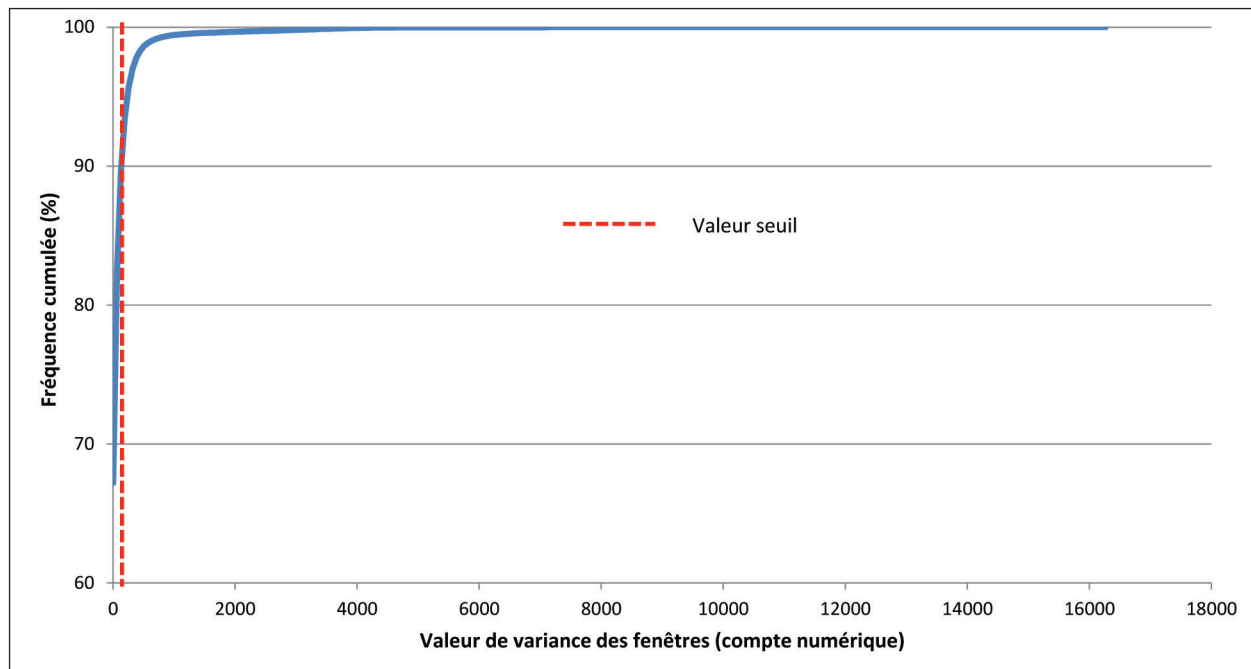


Plate 5: Cumulated frequency of variance values computed in a 0.2 ha window of near infrared channel of SPOT5-THX image.

Planche 5 : Fréquence cumulée des valeurs de variance dans une fenêtre de 0,2 ha du canal proche infrarouge d'image SPOT5-THX.

Article page 32,
Mahamadou KARIMOU BARKÉ, Bernard TYCHON, Issa OUSSEINI,
André OZER, Charles BIELDERS

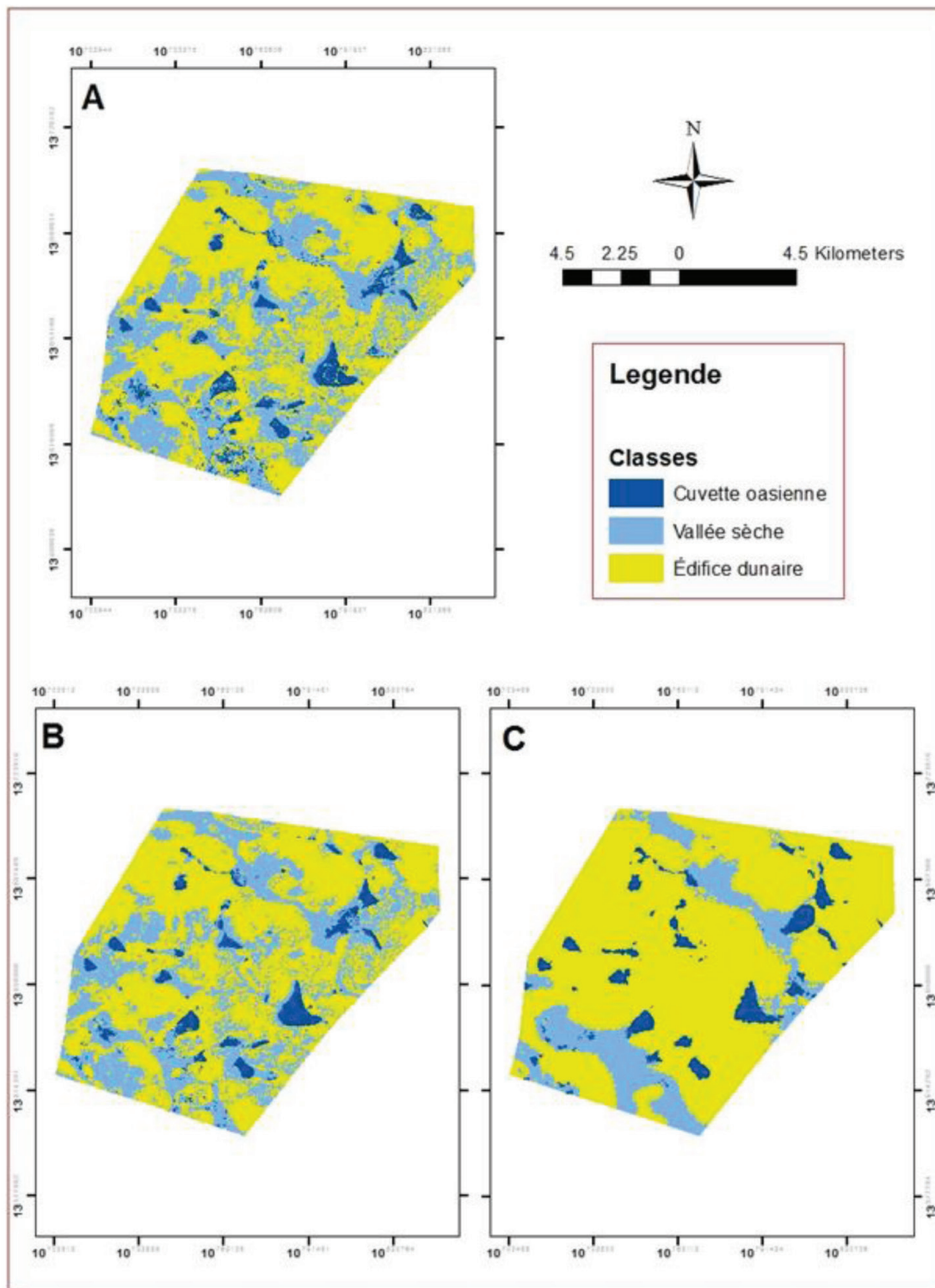


Plate 6: Classification results in a part of the study area with 3 methods: pixel-based analysis (A), textural analysis (B) and object-based analysis (C). Legend: dark blue: oasis basin, light blue: dry valley, yellow: sand dunes.

Planche 6 : Résultats de la classification de l'analyse par pixel (A), par texture (B) et par objet (C) d'une partie de la zone d'étude.

**Article page 32,
Mahamadou KARIMOU BARKÉ, Bernard TYCHON, Issa OUSSEINI,
André OZER, Charles BIELDERS**

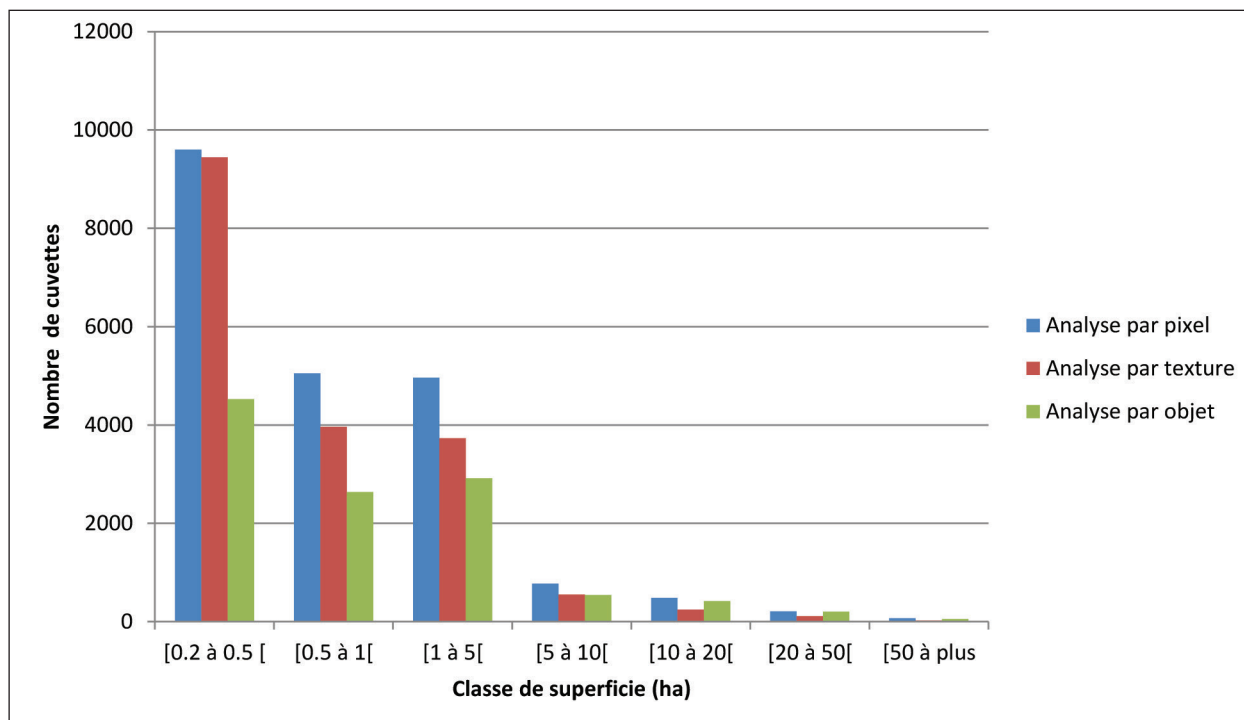


Plate 7: Distribution of amount of oasian basins in east-central Niger by area classes.

Planche 7 : Distribution du nombre de cuvettes oasiennes du centre-est nigérien en fonction des classes de superficie.

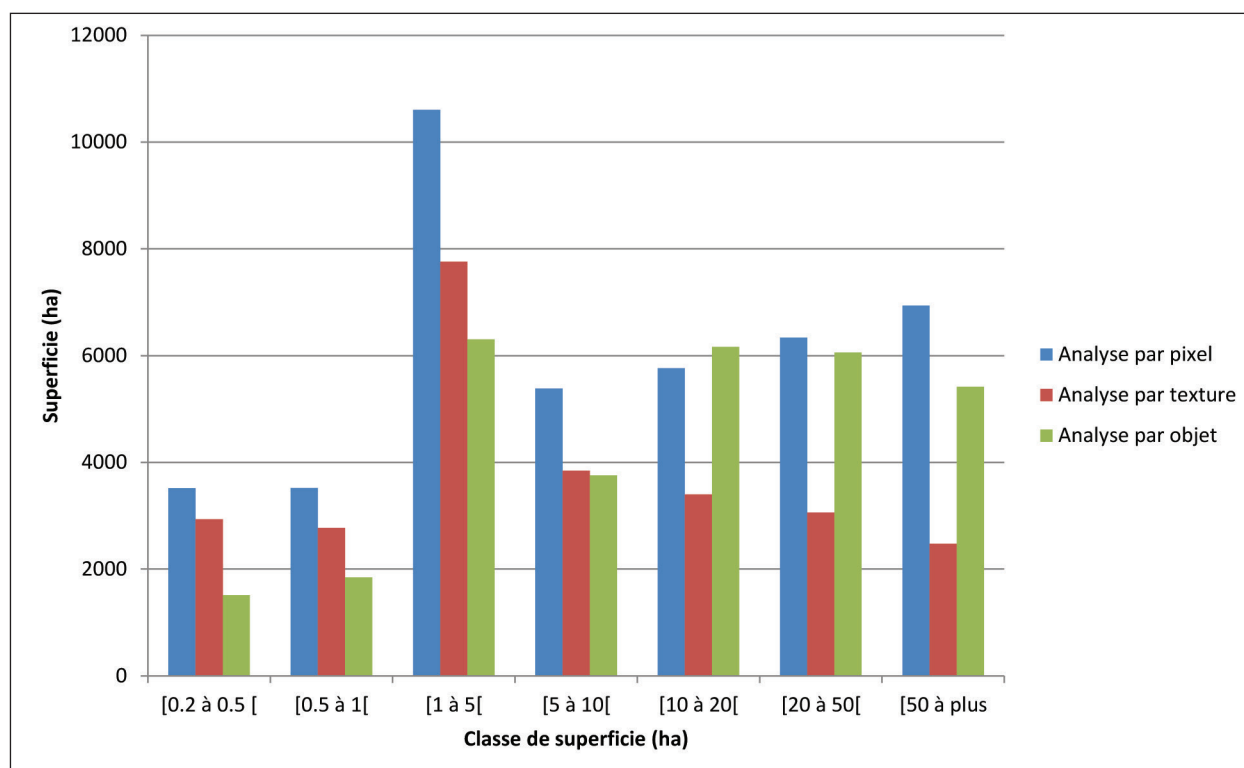


Plate 8: Distribution of the cumulated areas of oasian basins in est-central Niger by size classes.

Planche 8 : Distribution des superficies cumulées des cuvettes oasiennes du centre-est nigérien selon leurs tailles.

Article page 32,
Mahamadou KARIMOU BARKÉ, Bernard TYCHON, Issa OUSSEINI,
André OZER, Charles BIELDERS