



Journal Homepage: [-www.journalijar.com](http://www.journalijar.com)

INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCED RESEARCH (IJAR)

Article DOI:10.21474/IJAR01/15587

DOI URL: <http://dx.doi.org/10.21474/IJAR01/15587>



RESEARCH ARTICLE

INTRODUCTION DE L'ANACARDIER EN ZONE SOUDANIENNE ET EVALUATION DE SON IMPACT SUR LA DYNAMIQUE DE L'OCCUPATION DES SOLS DE 1986 À 2022 (COTE D'IVOIRE)

Daouda Sylla

Institut de Géographie Tropicale, Université Félix Houphouët-Boigny, Abidjan, Côte d'Ivoire.

Manuscript Info

Manuscript History

Received: 30 August 2022

Final Accepted: 30 September 2022

Published: October 2022

Key words:-

Object Oriented Approach, Post
Classification Method, Cashew, North of
Côte d'Ivoire

Abstract

The objective of this project is to apply to some optical data, an object oriented classification approach for monitoring and detecting the changes of land cover in the north of Côte d'Ivoire where cashew is spreading. Two Landsat images TM (1986)/ETM⁺ (2002) and a Sentinel-2 (2022) are used in this research. The method is achieved through the monitoring of land cover from an object-oriented approach based on fuzzy logic. For this specific methodological approach, we resort to texture analysis and principal component analysis change detection through a post classification method and the integration of the resulting map in a GIS. By this approach, we produced the lands cover of 1986; 2002 and 2022; with Kappa coefficients at 86; 88 and 87 % respectively. For the period of concern (1986-2022), the method allows spatializing and quantifying the land cover changes in this complex environment dominated by cashew.

Copy Right, IJAR, 2022,. All rights reserved.

Introduction:-

La gestion de l'environnement et la préservation de la biodiversité sont aujourd'hui considérées comme une priorité dans le contexte de l'accélération des changements globaux qui affectent les ressources physiques et biologiques de la terre. Davantage amplifiés par les modes et les systèmes inappropriés d'exploitation des ressources disponibles, ces changements font craindre une "sahélinisation" de la région nord de la Côte d'Ivoire (8° et 10° de latitude Nord et 3° et 6° de longitude Ouest), espace à vocation agropastorale où se développent des formations savaniques [1]. Pour étudier le phénomène de dégradation des ressources naturelles, de nombreux travaux basés sur la télédétection optique existent [2]. Ces travaux ont généralement recours à des méthodes classiques de classification (Maximum de vraisemblance, etc.) qui procèdent « pixel par pixel » [3]. Toutefois, la complexité paysagère des espaces d'intérêt et la grande hétérogénéité spectrale des images réduisent la séparabilité statistique des classes, induisant une imprécision des résultats cartographiques [4]. Aussi, plusieurs études en télédétection optique ont-elles recours, d'une part, à l'information texturale des images et, d'autre part, à la classification par méthode « orientée objet » afin d'améliorer la qualité de la classification purement spectrale [5]. Ainsi, [6] comparent la classification par approche « orientée objet » aux méthodes classiques de classification qui procèdent « pixel par pixel ». À partir d'une image ASTER, les auteurs procèdent à une segmentation et à la classification « orientée objet » du « Sun Corridor » de l'Arizona suivant six classes thématiques d'intérêt. Avec respectivement 93,71 % de précision globale du traitement et 0,92 de coefficient Kappa, [6] concluent que l'apport de l'information texturale est essentiel si l'on veut améliorer de façon qualitative les résultats obtenus à partir de la classification purement spectrale. [7] explore différentes méthodes de classification à partir d'une image QuickBird prise le 20 juin 2008 sur le Lucas do Rio Verde (Mato Grosso, Brésil) afin d'améliorer la cartographie de l'occupation et de l'utilisation des sols dans cette

Corresponding Author:- Daouda Sylla

Address:-Institut de Géographie Tropicale, Université Félix Houphouët-Boigny, Abidjan, Côte d'Ivoire.

zone urbaine. En définitive, [7] conclut que l'intégration des images texturales et spectrales, bonifie la précision globale de la classification de 11,7 % et le coefficient Kappa d'un score de 0,14. Par ailleurs, le recours à la méthode de classification « orientée objet » basée sur la segmentation constitue une approche efficace pour améliorer considérablement la cartographie de l'occupation des sols.[8] explorent à partir de la méthode « orientée objet », le potentiel de l'utilisation de l'information texturale d'une image QuickBird à très haute résolution spatiale de juin 2005 pour la discrimination et la cartographie des stades structurels de la végétation dans les écosystèmes forestiers et riverains adjacents de l'île de Vancouver. Donnant suite à une étude géostatistique utilisant des semi-variogrammes, les auteurs concluent que l'apport des paramètres texturaux (dissemblance; contraste et homogénéité) à la donnée spectrale améliore grandement, d'une part, la discrimination des classes structurelles de végétation (entre 2-19 %) et, d'autre part, la précision globale des résultats cartographiques avec 78,95 %. [9] évaluent l'utilisation de l'approche « orientée objet » pour la cartographie de l'occupation des sols dans la région de Santa Barbara (Californie). Pour ce faire, un ensemble de traitements est réalisé : des corrections géométrique et atmosphérique, une segmentation de sept images IKONOS puis leur classification en ayant recours à leurs propriétés spectrale et texturale. Avec une cartographie dont la précision globale atteint 79 %, [9] concluent au potentiel énorme de l'approche orientée objet à rendre compte des informations détaillées et précises sur la structure physique des zones urbaines.

En définitive, si de nombreuses études en télédétection optique utilisent les paramètres texturaux et la segmentation, à l'état actuel des faits, le recours à l'analyse en composantes principales (ACP) et à la classification par méthode « orientée objet » basée sur la logique floue demeure limité. Dans ce contexte, le présent travail a pour objectif d'utiliser sur deux images Landsat TM/ETM⁺ et une image Sentinel-2, une classification par méthode « orientée objet » basée sur la logique floue pour le suivi et la détection des changements d'occupation des sols sur un espace où se développent des formations savanicoles et une mosaïque hétérogène de couverts végétaux dominée par l'anacardier.

Matériels Et Méthodes:-

Site d'étude et données utilisées

En ce qui concerne le site d'étude, le territoire d'étude [9° 27' à 9° 57' N ; 5° 39' à 5° 58' O] est localisé dans le Nord-Ouest de la Côte d'Ivoire. Ici, le relief est une vaste pénéplaine de 300 à 500 m d'altitude entrecoupée de buttes, de plateaux cuirassés et d'inselbergs isolés comme le mont Korhogo. La région connaît un climat tropical de type soudano-guinéen caractérisé par l'existence de deux saisons très contrastées [10] : une saison des pluies qui dure de mai à octobre, avec une pluviométrie maximale en juillet-août et une saison sèche, bien marquée de novembre à avril. Du point de vue de l'occupation des sols, les formations végétales de type savane arborée ou arbustive sont plus répandues au Centre avec une tendance plus herbeuse au Nord et de la forêt claire au Sud et à l'Ouest. Des galeries forestières soulignent certains cours d'eau et des îlots forestiers classés et des « bois sacrés » se rencontrent aux abords des villages. La démographie du département de Korhogo est l'une des plus dynamiques de la Côte d'Ivoire avec 763852 habitants en 2014 [11]. Cette population, en majorité Sénoufo et Malinké est essentiellement rurale et cultive principalement, le maïs, le sorgho, l'igname, le riz pluvial ou irrigué, le coton et l'anacarde. Le régime foncier en pays Sénoufo est démocratique, puisque tous les individus ont accès à la terre. Ce statut de la terre entraîne une compétition dans son accès et dans son appropriation. En tout état de cause, les populations vont mettre en pratique une agriculture itinérante sur brûlis.

S'agissant des données utilisées, trois images dont deux images Landsat TM/ETM⁺ prises en saison sèche, respectivement le 16 janvier 1986 et le 21 janvier 2002 et une image Sentinel-2 du 20 mars 2022 sont disponibles pour la réalisation de ce travail de recherche. Outre ces images, l'étude dispose de données terrain portant sur 69 points de contrôle au sol (PCS). Les images Landsat TM/ETM⁺ et Sentinel-2 ont respectivement 30 m et 20 m de limite de résolution spatiale. Dans ce travail de recherche, les PCS doivent aider à l'apprentissage et à la validation de la méthode de cartographie et de détection des changements d'occupation des sols. Ce faisant, 50 % des PCS sont intégrés comme jeu d'apprentissage et 50 % comme jeu de validation.

Démarche méthodologique

Une étape préliminaire consiste dans les traitements des images d'intérêt (correction radiométrique et géométrique, génération de différents indices, rééchantillonnage, etc.). La méthode de cartographie et de détection des changements d'occupation des sols est développée et réalisée à travers :1) une transformation ACP (Analyse en composantes principales) appliquée aux trois images ; 2) une classification et la détection des changements d'occupation des sols à partir des images Landsat TM/ETM⁺ et Sentinel-2 faisant recours à i) l'information texturale

des images et à ii) la méthode « orientée objet » basée sur la logique floue suivant les classes d'occupation des sols que sont : la forêt claire ou savane boisée ; la savane arborée ou arbustive ; les espaces humanisés et les étangs ou eau. Plus spécifiquement les espaces humanisés regroupent les agglomérations rurales, les plantations d'anacardiers, de manguiers, de coton et de petites parcelles de vivriers (igname, maïs, riz pluvial, oignon, tomate, etc.) ainsi que les sols nus et les jachères. La figure 1 présente l'organigramme méthodologique de ce projet. Les détails portant sur les différents aspects méthodologiques du suivi et de la détection des changements d'occupation des sols sont présentés dans les sous-sections qui suivent.

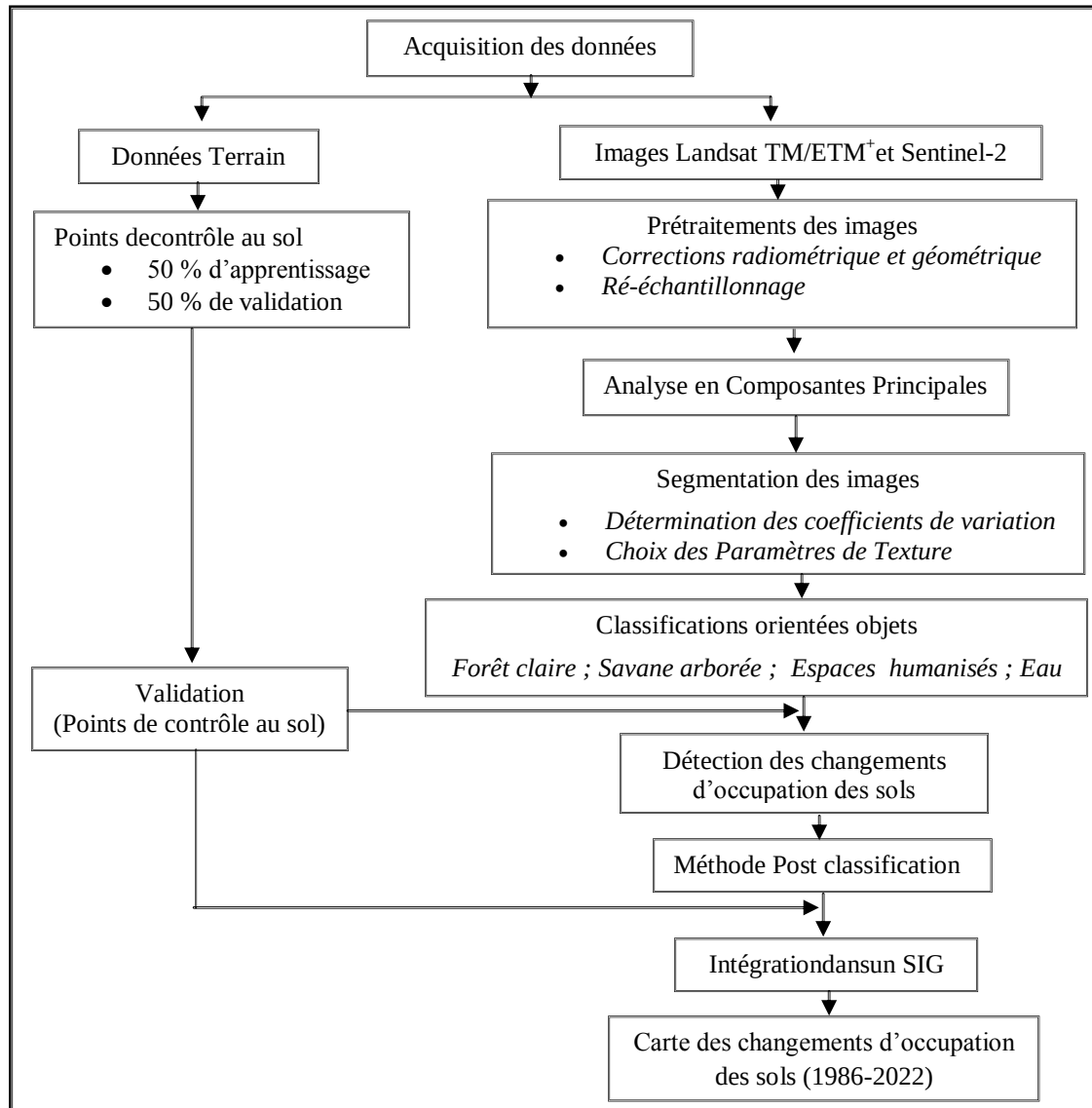


Figure 1:- Organigramme méthodologique.

Analyse en composantes principales

Les images d'une même scène enregistrées suivant les différentes bandes spectrales d'un capteur multispectrales (Landsat TM/ETM⁺; Sentinel-2) sont en général fortement corrélées. Dans le présent projet, l'ACP est donc utilisée dans le but d'éliminer la redondance dans les informations et de ne retenir pour chaque image que les composantes au contenu informationnel significatif (supérieur à 85 %) et par conséquent optimales pour la cartographie et la fine détection des changements d'occupation des sols. En effet, l'ACP permet de synthétiser un ensemble de données exprimées initialement par des variables fortement corrélées en un nombre réduit de nouvelles variables « décorréées » qui expriment le maximum de variance dans les données brutes [12].

Cartographie de l'occupation des sols

Il est établi que l'apport de l'information texturale améliore la qualité de la classification purement spectrale [13]. Pour ce faire, [14] ont proposé pour le calcul des paramètres de texture, la méthode des matrices de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM); méthode aujourd'hui privilégiée dans l'analyse des données de télédétection [15]. Cette méthode dont le succès commande la détermination préalable de trois paramètres, est retenue dans le présent projet : 1) la distance appropriée entre pixels ; 2) la direction appropriée entre pixels ; 3) la fenêtre optimale pour le calcul des paramètres de texture sur l'espace d'étude. Pour cette étude, les deux premiers paramètres sont choisis respectivement en fonction des indications de [16] et [17] : une distance interpixel de 1 est utilisée et les paramètres de texture utilisés correspondent aux valeurs moyennes dans les quatre directions (0° ; 45° ; 90° et 135°) susceptibles de porter toute l'information texturale dérivable des matrices de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM). Le choix de la fenêtre optimale est plus délicat, car dépendant de la donnée satellitaire utilisée et de la problématique étudiée. Ce choix est réalisé sur la base du calcul du coefficient de variation (écart-type/ moyenne) d'un paramètre de texture quelconque pour les différentes classes d'occupation des sols d'intérêt dans l'image [18]. En définitive, la fenêtre pour laquelle le coefficient de variation est stable et plus faible pour la majorité des classes d'occupation des sols est retenue [18].

Afin de déterminer la taille optimale de la fenêtre (taille de 3 à 21) pour chacune des images d'intérêt de cette étude, les paramètres de second moment angulaire et de contraste sont choisis parmi les huit paramètres de texture. Ce sont l'homogénéité, le contraste, la dissimilarité la moyenne, l'écart type, l'entropie, le second moment angulaire et la corrélation qui sont en général les moins corrélés et les plus utilisés dans la littérature [19]. L'évolution du coefficient de variation de ces paramètres sur les différentes fenêtres pour les quatre types d'occupations des sols permet d'identifier respectivement pour les images de 1986; 2002 et de 2022, les fenêtres de taille 7x7 et 17x17 comme optimales pour le calcul des différents paramètres de texture. Pour des exigences de concision, il ne sera retenu ici que la figure 2 qui présente l'évolution du coefficient de variation pour l'image Sentinel-2 du 20 mars 2022.

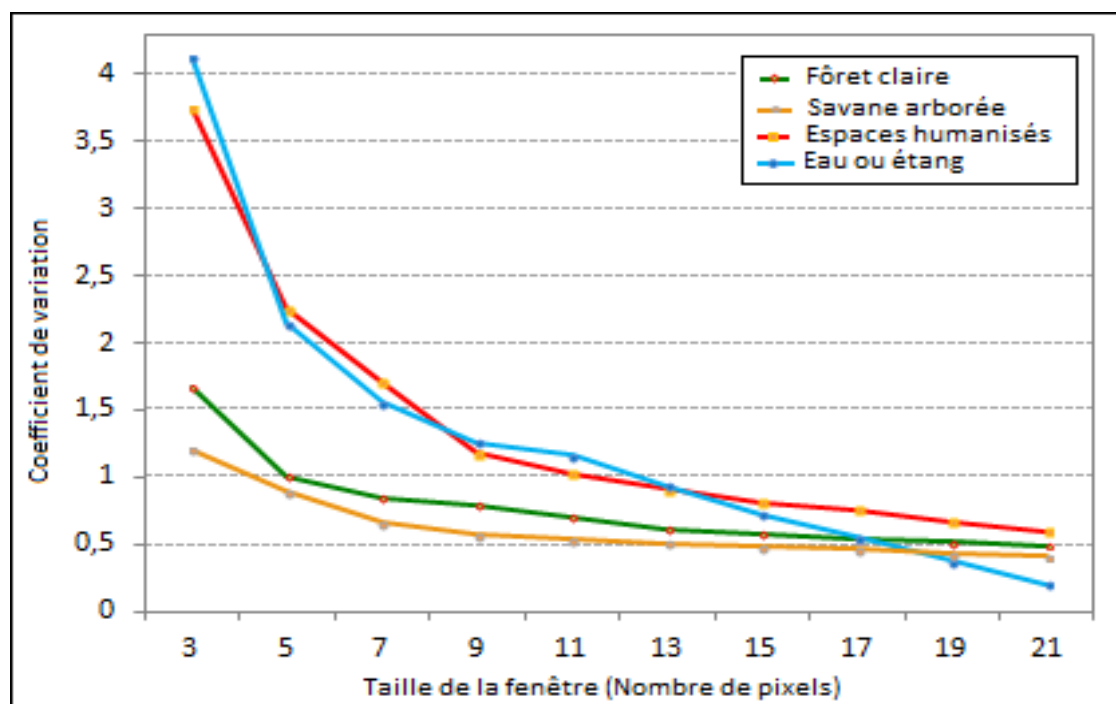


Figure 2:- Coefficient de variation du paramètre de contraste (Sentinel-2 du 20 mars 2022).

Les 16 janvier 1986 et 21 janvier 2002, sur l'espace d'étude, pour les tailles de fenêtre 3 et 5, les coefficients de variation sont faibles pour trois classes d'occupations des sols sur quatre. Sur la fenêtre 7x7, ils se stabilisent et atteignent de faibles valeurs pour deux classes d'occupations des sols. Au-delà de la fenêtre 7x7, les coefficients de variation bien que faibles redeviennent divergents. S'agissant de l'image du 20 mars 2022, on observe que pour des tailles de fenêtre inférieures à 17x17 (Figure 2), les coefficients de variation des quatre classes d'occupations des

sols sont élevés et dépendants de la taille de la fenêtre. Sur la fenêtre 17x17, ils se stabilisent et atteignent de très faibles valeurs. Au-delà de la fenêtre 17x17, les coefficients de variation bien que faibles redeviennent divergents (Figure 2).

Classification orientée objet

De nombreuses études dédiées à la cartographie de l'occupation des sols dans le Nord de la Côte d'Ivoire relèvent la complexité de ce milieu constitué d'une mosaïque hétérogène de couverts (pâturages, cultures, savanes arborées et/ou arbustives, etc.). Cette complexité paysagère et la résolution relativement faible des images de cette étude (30 m et 20 m) constituent une limitation importante pour les méthodes classiques de classification qui procèdent « pixel par pixel » [20]. Contrairement à ces classificateurs, la classification « orientée objet » ne traite pas le pixel de manière isolée mais dans son contexte, en regroupant des pixels au sein d'objets dont la valeur spectrale, la taille, la forme et le contexte constituent la clé d'interprétation [21]. Autrement dit, l'information sémantique nécessaire pour l'interprétation de l'image n'est pas représentée dans des pixels isolés, mais plutôt dans des objets possédant une signification particulière, ainsi que dans leurs relations mutuelles [22]. La classification « orientée objet » s'organise en deux principales étapes [23] : 1) une segmentation multi-résolution dont la finalité est la mise en place d'un réseau hiérarchique d'objets représentant différents niveaux de réalité sur le terrain [24] ; 2) une classification dirigée basée sur différents algorithmes (Maximum de vraisemblance, Logique floue, etc.). Pour la présente étude, différents seuillages sont respectivement testés sur les ensembles d'images de 1986; 2002 et 2022 (CP1 et les deux images de textures retenues). Ces seuillages doivent permettre d'identifier les paramètres de segmentation (échelle de 500 à 25 et critères d'hétérogénéité : forme et compacité de 1 à 0) adaptés à l'espace d'étude. Après cette approche essai-erreur, il est noté pour les ensembles d'images (CP1 et images de texture) de 1986; 2002 et 2022 que la segmentation est efficiente avec un facteur d'échelle globale de 125 et des valeurs de forme et de compacité de 0,4 et 0,9 respectivement. Les objets géographiques, ainsi dégagés, sont assez précis pour discriminer les quatre classes d'occupation des sols (Section 1.2.). Lorsqu'il s'agit de la classification dirigée, la logique floue [25] est appliquée au site d'étude caractérisé par des classes d'occupation des sols aux limites sémantiques et spatiales floues. Dans le contexte présent, cette approche paraît bien adaptée, car elle fait appel à des fonctions d'appartenance prenant en compte la notion d'incertitude à travers la formulation d'un certain nombre de règles de connaissance définies pour chaque type d'objets à classer [26]. Ces fonctions d'appartenance sont obtenues à partir des deux néocanaux (Moyenne et Corrélation) de texture ou des combinaisons de ces néocanaux avec les CP1 des deux images d'intérêt [27].

Détection des changements d'occupation des sols

L'approche post-classificatoire est réalisée en superposant deux ou plusieurs images multi-temporelles d'une même scène, classées indépendamment puis en comparant les classes thématiques d'intérêt sur une base « pixellaire ». Elle génère une matrice complète des informations de changements et indique à la fois la nature du changement ainsi que son ampleur [26]. Dans le présent projet, la superposition des résultats de la classification des images de 1986; 2002 et 2022 permet de produire une carte globale des changements d'occupation des sols pour la période d'intérêt (1986-2022).

Évaluation de la précision

L'évaluation de la précision cartographique est très importante pour la compréhension des résultats obtenus. Le succès de la cartographie des changements et de la méthode du GLCM par l'utilisation des données de télédétection nécessitent également le choix judicieux des paramètres de texture à utiliser comme néocanaux dans le processus de classification subséquent. Dans cette perspective, l'approche par la matrice de cooccurrence des niveaux de gris est retenue [28] et appliquée aux huit paramètres de texture calculés respectivement sur les fenêtres de 7x7 et de 17x17 et générés à partir de chacune des images disponibles pour cette étude.

Deux paramètres de texture, la moyenne et la corrélation sont retenus en raison de leurs faibles corrélations avec les six autres et ajoutés comme des néocanaux aux composantes principales 1 (CP1) des images d'intérêt afin de conduire et améliorer la classification « orientée objet » [29]. Les éléments les plus communs comprennent l'évaluation de l'exactitude de la précision globale, la précision de production, l'exactitude de l'utilisateur et le coefficient Kappa [30]. La littérature procure de l'information détaillée sur les méthodes de calcul de ces éléments [31], [32], [33]. Dans cette étude nous limitons le processus d'évaluation de la précision globale à l'indice Kappa. Et comme indiqué à la section 1.1., 50 % des points de contrôle au sol (PCS) sont utilisés à cette fin de validation.

Resultats Et Discussion:-

Analyse en composantes principales

Les bandes multispectrales des images Landsat TM/ETM⁺ et Sentinel-2 disponibles pour cette étude ont des corrélations fortes à moyennes. Ces bandes spectrales sont ainsi soumises à une transformation ACP. Les premières composantes principales (CP1) permettent de concentrer respectivement 88,08 %; 84,76 % et 88,54 % de variance pour les images de 1986; 2002 et 2022. Ce sont donc ces composantes (Figure 3a (1986) et 3b (2022)) qui sont utilisées pour la mise en œuvre de la segmentation multi résolution.

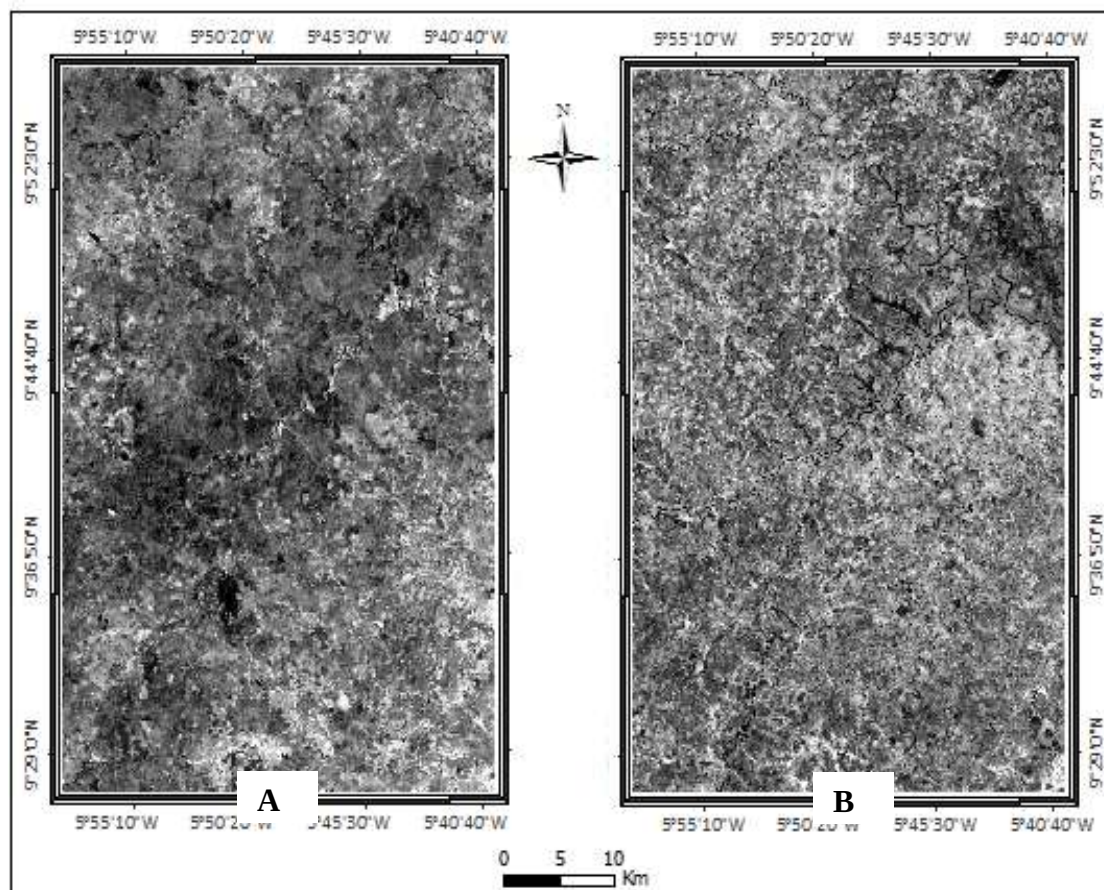


Figure 3:- Résultat de la transformation ACP. **A)** Composante principale1 (Landsat TM ,16 janvier 1986) ; **B)** Composante principale1 (Sentinel-2, 20 mars 2022).

Classification et validation de l'occupation des sols

Une fine cartographie de l'occupation des sols suivant les quatre classes d'intérêt est obtenue à la suite d'une segmentation ayant permis de dégager sur les trois images, des objets géographiques assez précis. Cette cartographie de l'occupation des sols est obtenue avec des coefficients Kappa de 86; 88 et 87 % respectivement au niveau des images de 1986 (Figure 4a et Tableau I); 2002 (Figure 4b et Tableau I) et 2022 (Figure 4c et Tableau I), ce qui représente une précision globale très acceptable et traduit ainsi l'efficacité de la segmentation et des fonctions d'appartenance retenues (section 1.5.).

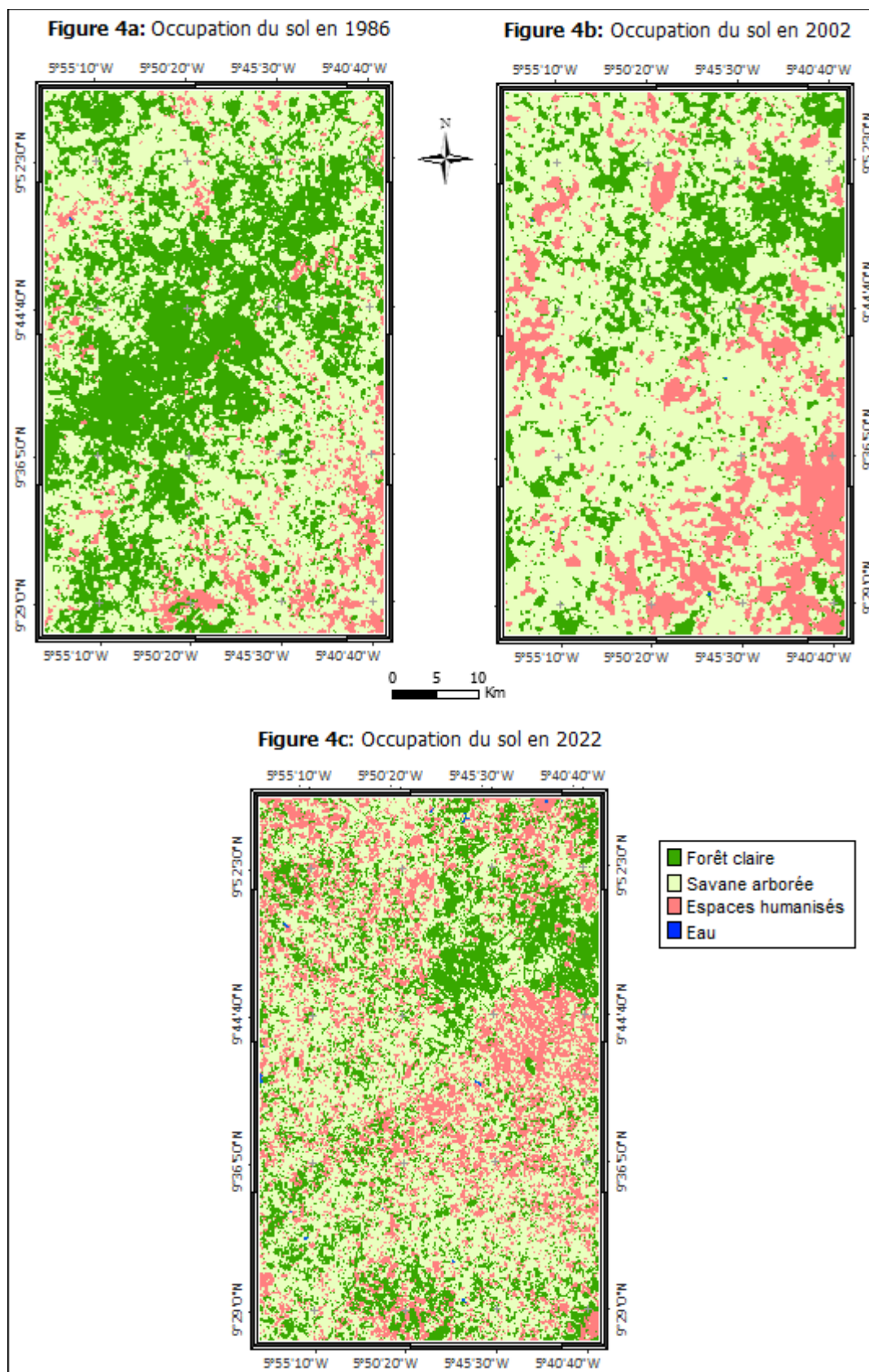


Figure 4:- Résultat de la classification de l'occupation du sol de la zone d'étude.

Tableau I:- Occupation des sols et superficies mobilisées en 1986; 2002 et 2022.

Occupation des sols	Superficie de 1986		Superficie de 2002		Superficie de 2022	
	(ha)	%	(ha)	%	(ha)	%
Eau	18	0,01	35	0,02	112	0,06
Espaces humanisés	13782	7,86	31755	18,11	36415	20,77
Forêt claire et/ou savane boisée	72892	41,57	34456	19,65	46424	26,48
Savane arborée et/ou arbustive	88656	50,56	109102	62,22	92397	52,69
Total	175348	100	175348	100	175348	100

L'analyse de cartes (Figures 4a, 4b et 4c et Tableau I) montre que l'espace d'étude connaît d'importantes modifications dans l'occupation des sols. Les modifications identifiées dans l'espace d'étude concernent l'ensemble des thématiques d'intérêt. Toutefois, une analyse plus détaillée par thématique permet de déceler certaines spécificités; ce sont :

- i.- De 1986 à 2002, la forêt claire et/ou savane boisée connaît une réduction de plus de la moitié de sa superficie (- 52,73 %). Entre la période intermédiaire d'analyse (2002) et l'année 2022, la forêt claire et/ou savane boisée enregistre un accroissement de son emprise sur l'espace (11968 ha);
- ii.- La savane arborée et/ou arbustive est sujette à d'importantes mutations. Elle connaît ainsi entre 1986 et 2002, un accroissement de 23,06 % de ses superficies. Mais à partir de cette date, une décroissance est observée et les superficies tombent à 92397 ha;
- iii.- Une extension des superficies inondables ou marécageuses est observée. En effet, le complexe Eau (barrages-étangs-mares) et Superficies inondables et/ou marécageuses qui mobilise en 1986 seulement 0,01 % de l'espace soit 18 ha s'est accru en 2022 et couvre désormais 0,06 % de l'espace soit 112 ha. L'exploitation accrue des ressources en eau à des fins agricoles, ainsi que la mise en œuvre, entre 1973 et 1990, du programme de petits barrages de la SODEPRA sont les raisons qui expliquent cette rapide extension.

Dans l'ensemble, la présente approche de détection de changement permet de noter qu'une part importante de l'espace d'étude (79,17 %) est couverte de formations végétales (Forêt claire et/ou savane boisée et Savane arborée et/ou arbustive). Cette situation résulte certainement d'un changement dans les pratiques paysannes de gestion de l'espace et du renforcement des mesures de protection et de conservation des aires classées (forêts classées de Korhogo et de Badénou). En effet, avec le relèvement des prix d'achat de l'anacarde, les terres favorables (Forêt claire et/ou savane boisée et Savane arborée et/ou arbustive) sont transformées en plantations d'anacardier et de manguier. Or, ces cultures et plus spécifiquement l'anacardier exigent du paysan pour leur entretien et leur croissance, la mise en place d'une ceinture de sécurité (pare-feu) autour des plantations. Aussi, assiste-t-on de manière drastique à une réduction de la fréquence des feux de brousse.

Détection des changements d'occupation des sols

La détection des changements d'occupation des sols par la méthode post-classification est réalisée à travers la superposition des trois cartes précédemment obtenues (Figures 4a; 4b et 4c). L'analyse de la carte globale des changements d'occupation des sols (Figures 5) permet d'observer que les proportions des différentes emprises reflètent celles issues des cartes de 1986; 2002 et 2022. On note ainsi que plus des 2/3 de l'espace d'étude (72,22 %) sont concernés par les modifications (changements) d'occupation des sols (Tableau II).

Tableau II:- Statistiques de la carte globale des changements (1986-2022).

Occupation des sols	Superficie (ha)	Superficie (%)
Eau	52	0,03
Espaces humanisés	2107	1,20
Forêt claire et/ou savane boisée	12115	6,91
Savane arborée et/ou arbustive	34438	19,64
Changements	126636	72,22
Total	175348	100

Cet espace de 126636 ha coïncide majoritairement, avec la partie sud et centre de l'espace d'étude où s'établissent principalement les parcelles agricoles. Sur ces portions de l'espace, les mouvances interannuelles (1986-2022) de

l'occupation des sols rendent délicates et complexes leurs identification et reconnaissance par télédétection. En outre, l'approche méthodologique (méthode post-classification) mise en œuvre dans la présente étude pour la détection des changements a pour corollaire, la génération d'une classe de changements regroupant tous les objets géographiques ayant une mouvance interannuelle. Or, ces objets ne peuvent être affectés d'emblée à un type d'occupation du sol sans analyses complémentaires [34]. Par conséquent, la nature complexe de l'espace d'étude et l'état des données disponibles commandent la prise en compte des notions d'incertitude et d'imprécision pour le suivi et la détection des changements d'occupation des sols.

La théorie de Dempster-Shafer, modèle de type expert pourrait aider à une identification et une meilleure détection des changements d'occupation des sols [34]. En effet, la règle de fusion probabiliste de Dempster-Shafer permet de combiner différentes sources de données en vue d'une meilleure prise de décision [35], [36]. Aussi, envisage-t-on le recours à des indices spectraux spécifiques tels les trois indices décorrélés (brightness, greenness et wetness) issus de la transformation Tasseled Cap. Ces indices permettent la caractérisation des zones agricoles dans de nombreux travaux [36].

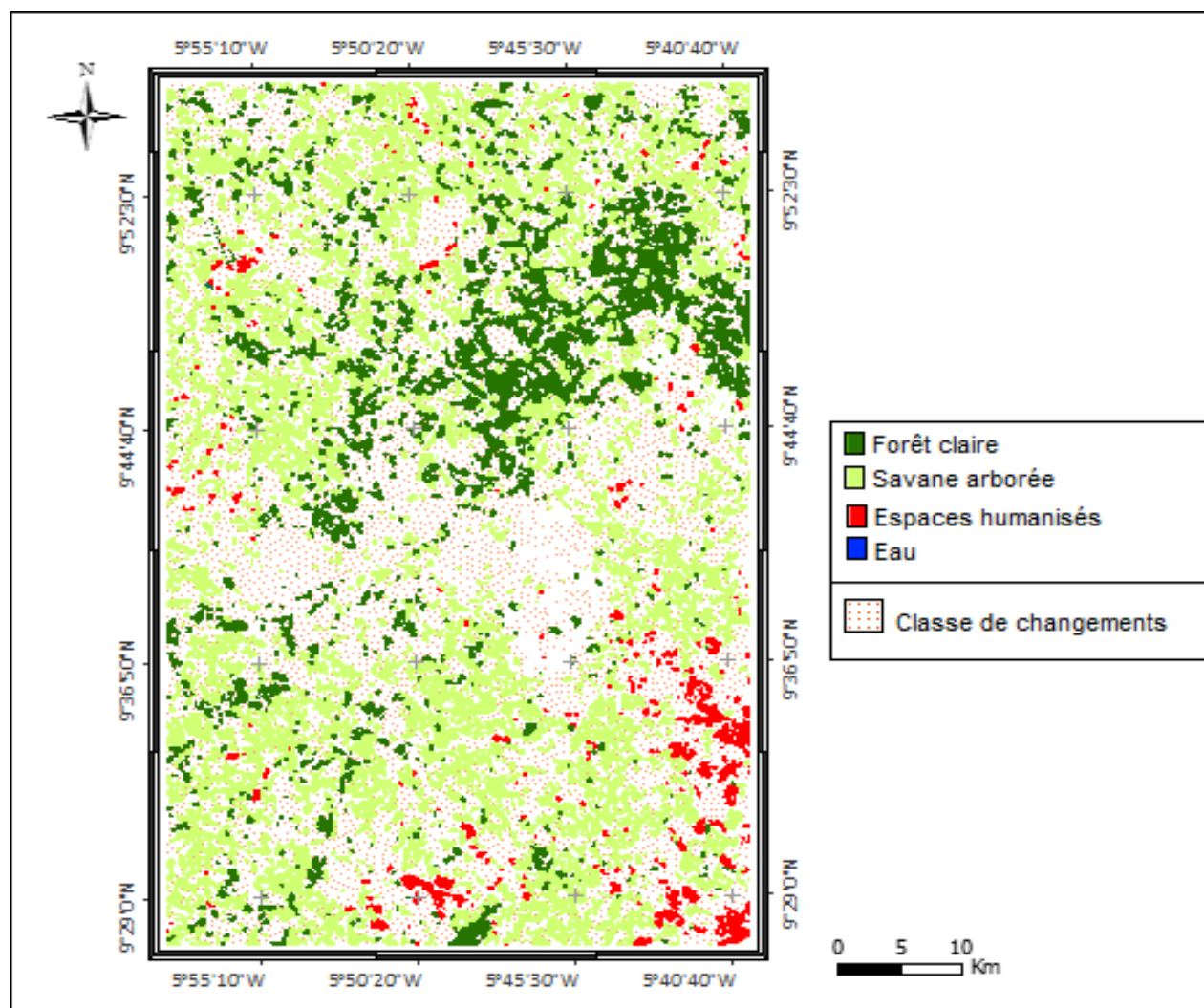


Figure 5:- Carte globale de changements pour la période d'intérêt (1986-2022).

Conclusion:-

Le suivi et la détection des changements d'occupation des sols dans un environnement dominé par une mosaïque hétérogène de couverts végétaux étaient un véritable défi. Ce défi dans le contexte de développement de l'anacardier, dont la signature spectrale est proche de celle de la végétation naturelle de l'espace d'étude, était

encore plus grand. Pour la période d'intérêt, la méthodologie développée aboutit à une fine détection des changements d'occupation des sols. Toutefois, la carte finale des changements d'occupation des sols, pour servir d'outil d'aide à la décision de planification des activités agricoles et de développement régional, doit être fusionnée en d'autres sources d'information à travers la règle de combinaison probabiliste de Dempster-Shafer.

Références:-

- [1].-Geerling C. et Diakité M.D.; 1988.- Rapport final du projet Recherche pour l'utilisation rationnelle du gibier au Sahel (RURGS) Département d'Aménagement de la Nature, Université Agronomique de Wageningen, Wageningen, 93 p.
- [2].- Vägen T.G., Winowiecki L.A., Abegaz A., Hadgu K.M.; 2013.- Landsat-based approaches for mapping of land degradation prevalence and soil functional properties in Ethiopia. *Remote Sensing of Environment*, 134: 266-275.
- [3].-Podest E. et Saatchi S.; 2002.-Application of multiscale texture in classifying JERS-1 radar data over tropical vegetation. *International Journal of Remote Sensing*, 23: 1487-1506.
- [4].-Chust G., Ducrot D. et Pretus J.L.L.; 2004.- Land cover discrimination potential of radar multitemporal series and optical multispectral images in a Mediterranean cultural landscape. *International Journal of Remote Sensing*, 17: 3513-3528.
- [5].- He D.-C., Wang L., Baulu T., Morin D., Bannari A.; 1994.- Classification spectrale et texturale des données d'images SPOT en milieu urbain. *International Journal of Remote Sensing*, 10: 2145-2152.
- [6].-Galletti C. S. et Myint S. W.; 2014.-Land-Use Mapping in a Mixed Urban-Agricultural Arid Landscape Using Object-Based Image Analysis: A Case Study from Maricopa, Arizona. *Remote Sensing*, 6: 6089-6110.
- [7].- Moran E.F.; 2010.- Land Cover Classification in a Complex Urban-Rural Landscape with Quickbird Imagery. *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, 10: 1159-1168.
- [8].- Johansen K.; Coops N.C., Gergel S.E., Stange Y.; 2007.- Application of high spatial resolution satellite imagery for riparian and forest ecosystem classification. *Remote Sensing of Environment*, 110: 29-44.
- [9].- Herold M., Scepan, J., Müller A. et Günther S.; 2002.- Object-oriented mapping and analysis of urban land use/cover using IKONOS data *Proceedings of 22nd EARSEL Symposium Geoinformation for European-wide integration*, Prague, 8 p.
- [10].-Geomines; 1982.- Inventaire hydrogéologique de la Côte d'Ivoire appliqué à l'hydraulique villageoise. Carte de Niélé, cahier n° 3, 20 p.
- [11].- Institut National de la Statistique; 2014.- Recensement Général de la Population et de l'Habitat en 2014. Résultats globaux, Secrétariat Technique Permanent du Comité Technique du RGPH, 26 p.
- [12].-Carvalho M. et Gherardi D.F.M.; 2008.-Mapping the environmental sensitivity to oil spill and land use/land cover using spectrally transformed landsat 7 ETM data. *Brazilian Journal of Aquatic Science and Technology*, 2:1-9.
- [13].- He D.-C., Wang L.; 2010.- Simplified texture spectrum for texture analysis. *Journal of Communication and Computer*, ISSN 1548-7709, USA, 69: 44-53.
- [14].-Haralick R.M., Shanmugam K, et Dinstein I.; 1973.- Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 6: 610-621.
- [15].- Del Frate F., Pacifici F., et Solimini D.; 2008.-Monitoring Urban Land Cover in Rome, Italy, and Its Changes by Single-Polarization Multitemporal SAR Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2:87-97.
- [16].-Haralick R. M.; 1979. - Statistical and Structural Approaches to Texture. *Proceedings of the IEEE*, 5: 786-804.
- [17].-Akono A.Tonyé E. et Rudant J-P.; 2003.-Classification texturale d'une image Radar à synthèse d'ouverture dans une région volcanique : le cas de la région du mont Cameroun. *Téledétection*, 3: 187-200.
- [18].- Puissant A. Hirsch J. et Weber C.; 2005.-The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 4: 733-745.
- [19].- Solberg A.S.; 1999.- Contextual data fusion applied to forest map revision. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 3: 1234-1243.
- [20].-Jukka H. et Aristide V.; 1998.-Land cover/land use classification of urban areas: a remote sensing approach. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 4: 475-489.
- [21].-Dell'acqua F. et Gamba P.; 2006.-Discriminating urban environments using multiscale texture and multiple SAR images. *International Journal of Remote Sensing*, 18: 3797-3812.
- [22].-Schwarzer S. Allenbach K. et Jaquet J.-M.; 2009.-Cartographie semi automatisée et multi-sources de la couverture du sol. *Archive des Sciences*, 62: 107-124.

- [23].-Stow D. Hamada H. Coulter L. et Anguelova Z.; 2008.-Monitoring shrubland habitat changes through object-based change identification with airborne multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 3: 1051-1061.
- [24].-Wemmer C. Puissant A. Forestier G. et Gañarski P.; 2009.-Multiresolution remote sensing image clustering. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3: 533-537.
- [25].-Sparfel L. Gourmelon F. et Le Berre I.; 2008.- Approche orientée-objet de l'occupation des sols en zone côtière. *Revue Télédétection*, 4: 237-256.
- [26].-Jensen J. R.; 2005.- *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective*, (3rd Ed). Pearson Prentice Hall Upper Saddle River, USA.
- [27].-Castaneda C. et Ducrot D.; 2009.-Land cover mapping of wetland areas in an agricultural landscape using SAR and Landsat imagery. *Journal of Environmental Management*, 90: 2270-2277.
- [28].-Kayitakire F. Giot P. et Defourny P.; 2002.-Discrimination automatique de peuplements forestiers à partir d'orthophotos numériques couleur : un cas d'étude en Belgique. *Journal Canadien de Télédétection*, 5: 629-640.
- [29].-Cruse D. Oddy C.J. et Wright A.;- A Segmented Image Data Base (SID) for Image Analysis in: 7th International Conference on Pattern Recognition, 1984: 493-496.
- [30].- White J.C. Wulder M.A. et Grills D.; 2007.-Évaluation de la précision des cartes des dommages au stade rouge causés par le dendroctone du Pin ponderosa produites à partir de données télédéteectées. *Service Canadien des Forêts*, 36: 4 p.
- [31].-Congalton R. G. Oderwald R. G. et Mead R. A.; 1983.-Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49: 1671-1678.
- [32].-Congalton R. G.; 1991.- A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37: 35 - 46.
- [33].-Congalton R. G. et Green, K.; 1999.- *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data : Principles and Practices* (Boca Raton, FL, USA: CRC/Lewis Press).
- [34].- Sylla D.; 2012.- *Modélisation spatio-temporelle de la vulnérabilité du milieu à la dégradation des sols en milieu semi-aride à partir de données radar*. Thèse de doctorat, Département de Géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, 211 p.
- [35].-Corgne, S.; 2004.-*Modélisation prédictive de l'occupation des sols en contexte agricole intensif : application à la couverture hivernale des sols en Bretagne*. Thèse de doctorat de l'Université de Rennes 2-Haute-Bretagne, 230 p.
- [36].-Mora, B. ; 2009.- *Cartographie de paramètres forestiers par fusion évidentielle de données géospatiales multi-sources (application aux peuplements forestiers en régénération et feuillus matures du sud du Québec)*. Thèse de doctorat, Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, 153 p.