

Apport des champs de Markov à la classification des images multispectrales landsat TM, ETM+ et OLI du département de Sinfra (Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire)

[Contribution of Markov Random Field (MRF) to Landsat multispectral TM,ETM+ and OLI images classification, of the department of Sinfra (west-Center of Côte d'Ivoire)]

Vami Hermann N'GUESSAN BI¹, Mahaman Bachir SALEY¹, Hélène BOYOSSORO¹, Adama OUATTARA¹, Narcisse TALLA², Janvier FOTSING², Eric DJAGOUA¹, Fernand KOUAME¹, Kouadio AFFIAN¹, Monica BORDA³, and Emmanuel TONYE²

¹Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection (CURAT),
Université Felix Houphouët-Boigny, 22 BP 801 Abidjan 22, Côte d'Ivoire

²Laboratoire d'Electronique et de Traitement de Signal,
Université de Yaoundé I, BP 8390 Yaoundé, Cameroon

³Laboratoire de la théorie de l'information du codage et de la sécurité des données,
Université technique de Cluj-Napoca, Romania

Copyright © 2016 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the **Creative Commons Attribution License**, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT: The aim of this in this research work is to present an innovative approach to classification of satellite images based on Markov Random Field, MRF. Markov models are used both on single-band and multi-band images and have the advantage to take into account the spatial context in the process of the classification of multispectral images. This leads to the integration of interactions between different pixels and to extract the maximum information contained in satellite images including textures. In this research work, the classification by Markov Random Fields was applied respectively on the colored composites of the first three principal components of multispectral images Landsat TM from 1986 ,ETM + from 2003 and OLI from 2014 of the department of Sinfra containing respectively 94,7% , 97,4% et 98,4 % of the information. Markov Random Field correctly discriminate the different classes of land use with a Kappa coefficient higher than 0.8 : 0.86 for TM images, 0.91 for ETM + and 0.9 for OLI images.

KEYWORDS: Land use, Markov Random Field, Landsat images, classification, Côte d'ivoire.

RESUME: L'objectif dans ce travail est de présenter une approche novatrice de classification des images satellitaires basée sur le formalisme markovien (Markov Random Field, MRF). Les modèles de Markov s'appliquent aussi bien sur les images mono-bandes que multi-bandes et ont l'avantage de prendre en compte le contexte spatiale dans les approches de classification des images multi-spectrales. Cela se traduit par l'intégration des interactions entre les différents pixels permettant ainsi d'extraire le maximum d'informations contenues dans les images satellitaires tout en relevant les textures présentes. Dans cette étude, la classification par des champs de Markov a été appliquée respectivement sur les compositions colorées des trois premières composantes principales des images multispectrales Landsat TM de 1986 , ETM+ de 2003 et OLI de 2014 du département de Sinfra, totalisant respectivement 94,7% , 97,4% et 98,4 % des informations. Les champs de Markov utilisés discriminent correctement les différentes classes d'occupations du sol étudiées à travers un coefficient Kappa de 0,86 pour les images TM, 0,91, pour les images ETM+ et 0,9 pour les images OLI.

MOTS-CLEFS: occupation du sol, champs de Markov, classification, images Landsat, Côte d'Ivoire.

1 INTRODUCTION

L'objectif du traitement d'images de satellite est d'en extraire le maximum d'information qui intéresse le futur utilisateur de l'image, et d'évacuer tout ce qui est superflu. Un but réaliste est la classification thématique de ces images [24]. De nombreuses méthodes ont été développées pour répondre aux différents problèmes d'interprétation et d'extraction de l'information à partir d'images satellitaires et aériennes, notamment à travers des applications telles que l'occupation du sol, la détection et l'extraction d'objets surfaciques. La classification est un problème souvent étudié en télédétection, et il existe diverses façons d'effectuer cette opération. On distingue principalement dans le cas non contextuel deux catégories : les méthodes paramétriques dites approches de classification statistiques et les méthodes non paramétriques. Un classifieur est dit paramétrique s'il associe à la signature spectrale une distribution statistique connue, le plus fréquemment pour le traitement d'images, la loi normale ou multinormale. Cette association offre la possibilité d'affecter à chaque pixel une probabilité d'appartenance à une classe donnée. Un classifieur probabiliste est donc généralement paramétrique. L'algorithme le plus connu de cette catégorie est celui du maximum de vraisemblance [24]. Un classifieur non paramétrique n'intègre aucune distribution statistique paramétrique; seule la distance spectrale est prise en compte. Cette catégorie comprend notamment : les méthodes fondées sur la minimisation de distance (hyperboîte ou parallélépipédique, la distance minimale et la distance de Mahalanobis, K plus proches voisins, Kmeans, ISODATA, etc), ainsi, de nouvelles méthodes apparues récemment s'ajoutent à cette catégorie comme les réseaux neuronaux et les Machines à Support Vecteurs (SVM). Toutes les méthodes de classification décrites regroupent les pixels sous le seul critère de la ressemblance spectrale estimée par la distance euclidienne simple, généralisée ou autre. Ces approches n'exploitent donc pas le deuxième niveau d'information contenu dans une image : soit le contexte spatial du pixel qui se traduit parfois par un aspect textural. La plupart des logiciels commerciaux de traitements d'images de télédétection n'offrent pas de procédures de classification contextuelles.

Dans le cadre de ce travail, nous nous sommes intéressés à cette catégorie de classification intégrant la contrainte spatiale dans les approches de classification des images multi-spectrales en utilisant les champs de Markov. L'essor des modélisations markoviennes en classification d'images date des années 80 [22].

Les MRF (Markov Random Field) se sont bien distingués des méthodes classiquement utilisées (méthodes non contextuelles) par la prise en compte des interactions locales entre chaque site (pixel) avec les pixels voisins pour définir les différentes régions de l'image.

Ainsi, l'utilisation des champs de Markov permet de tenir compte de la propriété d'influence du voisinage d'un point sur ce dernier et d'insister donc sur la cohérence entre la classe d'un pixel et celle de ces voisins permettant de régulariser la classification d'images satellitaires. Plusieurs travaux réalisés présentent la classification des images à partir des modèles de Markov, mais les images classifiées sont généralement des images en niveau de gris ou des images monobandes [2],[8] [12],[13],[14],[48],[61]. Quant est-il des images multi spectrales ? Ou des composées d'images ? La présente étude répond également à cette préoccupation en proposant une méthode de classification par des champs de Markov, d'images multispectrales, sous forme d'une composée d'images préalablement décarrelées à travers une Analyse en Composantes Principales (ACP), [29], [30],[31].

• PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE

Le département de Sinfra, objet de cette étude, est situé dans le Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire, un pays d'Afrique de l'Ouest. Le département de Sinfra fait partie de la région administrative de la Marahoué et comprend quatre (4) sous-préfectures : Sinfra, Bazré, Kouéinfla et Kononfla. Le département de Sinfra est limité au Nord par le département de Bouaflé, au Sud par les départements d'Oumé et de Gagnoa, à l'Est par le département de Yamoussoukro et à l'Ouest par les départements de Daloa et d'Issia. La zone d'étude s'étend sur environ 3000 km² et est situé entre les longitudes 5,38°W et 6,15°W et les latitudes 6,48°N et 6,82°N, comme l'indique la figure 1.

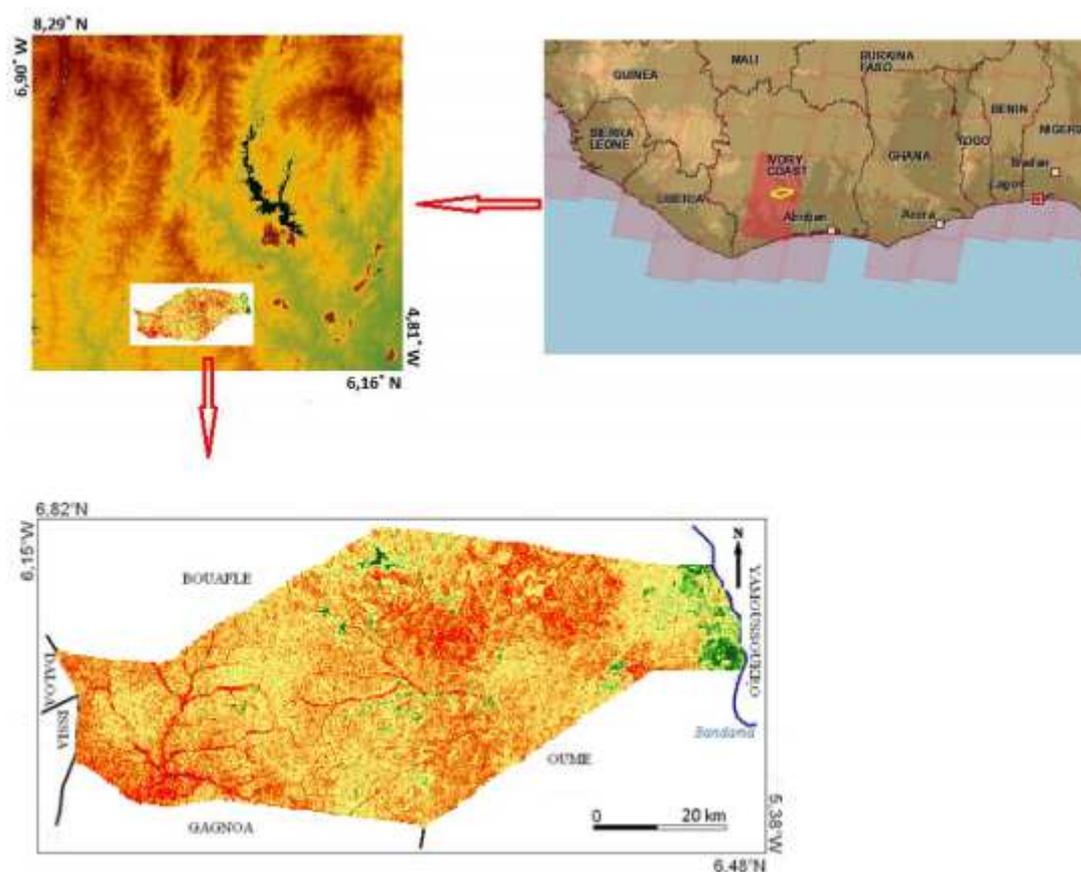


Fig. 1. Localisation de la zone d'étude

2 METHODOLOGIE

2.1 DONNÉES ET MATÉRIEL UTILISÉS

Les données utilisées pour cette étude sont essentiellement des images satellitaires et les cartes topographiques. Les données satellitaires sont constituées d'images satellitaires Landsat TM (Thematic Mapper) et ETM+ (Enhanced Thematic Mapper) et OLI de la scène 197-055, datant respectivement du 16 janvier 1986 et du 20 janvier 2003 et 28 Octobre 2014. Ces images ont été acquises à partir du site : <http://gfcapp.gfcf.umd.edu:8080/esdi/index.jsp> pour les images TM et ETM+ et sur le site : <http://landsat.usgs.gov/landsat8.php> pour les images OLI. Les données topographiques sont des cartes topographiques des degrés carrés de Daloa, Gagnoa, Soubré et Grand-Lahou au 1/200 000. Ces cartes ont été produites par le CCT (Centre de Cartographie et de Télédétection). Le traitement de ces données a nécessité l'utilisation de plusieurs applications ainsi les logiciels utilisés sont les suivants :

- MapInfo Professionnel 9.5 pour l'extraction des couches d'informations des cartes topographiques;
- Idrisi Andes pour l'extraction de la zone d'étude;
- un code informatique permettant la classification supervisée des images satellitaires par un champ de Markov ;
- Un GPS (Global Positioning System) a été nécessaire pour relever coordonnées des points lors des sorties sur le terrain.

2.2 METHODOLOGIE DE TRAITEMENT DES IMAGES SATELLITAIRES

Les bandes brutes TM et ETM+ et OLI sont fortement corrélées, et témoignent de la forte redondance de l'information contenue dans les images brutes comme le montre les tableaux 1,2 et 3 :

Tableau 1. Matrice de corrélation des images Landat TM de 1986

	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7
TM1	1,000000	0,738546	0,750301	-0, 115390	0,410121	0,601834
TM2	0,738546	1,000000	0,864996	0,141244	0,661449	0,742594
TM3	0,750301	0,864996	1,000000	0,002150	0,704165	0,852901
TM4	-0, 115390	0,141244	0,002150	1,000000	0,591936	0,173067
TM5	0,410121	0,661449	0,704165	0,591936	1,000000	0,836265
TM7	0,601834	0,742594	0,852901	0,173067	0,836265	1,000000

Tableau 2. Matrice de corrélation des images Landat ETM+ de 2003

	ETM1	ETM2	ETM3	ETM4	ETM5	ETM7
ETM1	1,000000	0,738563	0,733769	0,005681	0,484322	0,639578
ETM2	0,738563	1,000000	0,839243	0,304762	0,724692	0,757614
ETM3	0,733769	0,839243	1,000000	0,072603	0,758965	0,890240
ETM4	0,005681	0,304762	0,072603	1,000000	0,549949	0,168209
ETM5	0,484322	0,724692	0,758965	0,549949	1,000000	0,874637
ETM7	0,639578	0,757614	0,890240	0,168209	0,874637	1,000000

Tableau 3. Matrice de corrélation des images Landat OLI de 2014

	OLI 2	OLI 3	OLI 4	OLI 5	OLI 6	OLI 7
OLI 2	1,000000	0,966166	0,897736	0,150272	0,556177	0,538745
OLI 3	0,966166	1,000000	0,947354	0,155077	0,659744	0,622447
OLI 4	0,897736	0,947354	1,000000	0,100102	0,786273	0,794578
OLI 5	0,150272	0,155077	0,100102	1,000000	0,121474	0,343686
OLI 6	0,556177	0,659744	0,786273	0,121474	1,000000	0,918419
OLI 7	0,538745	0,622447	0,794578	0,343686	0,918419	1,000000

Il s'avère alors nécessaire de corrélérer ces bandes, ce qui consistera à comprimer les informations sur un nombre inférieur de bandes. Cette application conduit à l'analyse en composante principale (ACP). Seuls les canaux qui ont une même résolution sont retenus.

Les canaux TM1, 2, 3, 4,5 et 7 et ETM + 1, 2,3,4,5 et 7 considérés pour l'ACP sont tous à une résolution de 30 m , le rééchantillonnage n'a donc pas été nécessaire. Pour les images Landsat OLI seules les bandes OLI 2, 3, 4,5, 6 et 7 ont été nécessaires. Elles sont toutes à une résolution de 30 m et couvrent la même plage spectrale que les images TM et ETM+.

Les trois premières composantes principales cp1, 2 et 3 issues de l'ACP des images Landsat TM, ETM+ et OLI serviront respectivement à réaliser des compositions colorées qui totaliseront alors le maximum d'informations fournies par l'ensemble des images multispectrales utilisées. Les trois compositions colorées ainsi obtenues serviront de support à la classification par les champs de Markov.

2.3 CLASSIFICATION SUPERVISEE DES IMAGES LANDSAT TM, ETM+ ET OLI DU DEPARTEMENT DE SINFRA PAR UN CHAMP DE MARKOV

La modélisation markovienne de l'image est une modélisation probabiliste basée sur une propriété des images, à savoir les interactions locales entre niveaux de gris voisins pour définir les différentes régions de l'image. Elle procède par restauration, la segmentation de l'image ensuite par la définition des énergies locales entre groupes de sites, reflétant les interactions entre les niveaux de gris [63].

Dans cette étude, nous profitons de l'intérêt de traiter l'image contextuellement à travers une modélisation par champs de Markov. Cette méthode se distingue bien des méthodes classiques par sa faculté d'introduire, de manière souple, le contexte spatial modélisé par des fonctions potentielles. Cette méthode a également l'avantage d'introduire une contrainte de régularisation, une contrainte de segmentation afin d'affiner la classification. Ces contraintes contextuelles sont contrôlées par un nouveau paramètre de température dans un algorithme d'optimisation itératif ICM (iterative conditional mode) [24].

2.3.1 PRINCIPE DE MODELISATION DE L'IMAGE PAR UN CHAMP DE MARKOV

La modélisation markovienne de l'image est une modélisation probabiliste basée sur une propriété des images, à savoir les interactions locales entre niveaux de gris voisins pour définir les différentes régions de l'image. Elle procède par restauration ensuite, la segmentation de l'image et par la définition des énergies locales entre les groupes de sites, reflétant les interactions entre les niveaux de gris. L'énergie globale qui en résulte est alors liée à la probabilité d'apparition de l'image. L'on considère dans cette approche que le niveau de gris n'est significatif que dans ses interactions avec les niveaux de gris des pixels voisins [63]. La procédure de classification débute par la définition du système de voisinage considérée.

Deux champs aléatoires sont définis sur Y_s (niveaux de gris) et X_s (classes). L'image observée et celle recherchée sont des réalisations respectives de ces champs qu'il est faut définir. Le deuxième champ contient l'information que l'on recherche mais n'est pas directement observable (on dit généralement qu'elle est « cachée »), le premier champ est observé, ou mesuré, et on cherche à retrouver, ou à « estimer », la réalisation cachée du deuxième champ. Les modèles de Markov sont bien adaptés au problème de la segmentation d'images. Soit S un ensemble de pixels, $X = (X_s)_{s \in S}$ et $Y = (Y_s)_{s \in S}$ deux champs aléatoires avec $X = x$ caché et $Y = y$ observé. Chaque X_s prend ses valeurs dans un ensemble fini de classes $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$, et chaque Y_s prend ses valeurs dans l'ensemble des nombres réels R . Le problème de la segmentation statistique d'images est d'estimer la réalisation inobservable $X = x$ à partir de $Y = y$. Pour cela on choisit généralement de modéliser le processus X sous forme markovienne et la loi de Y conditionnelle à X (loi du bruit) de façon à conserver la markovianité de X a posteriori c'est à dire conditionnelle à Y [3].

La démarche markovienne adoptée dans ce travail pour la classification des images multispectrales est inspirée des travaux de [4],[29],[30],[31]. L'essor des méthodes markoviennes date de l'introduction des champs de Markov cachés [22] qui ont permis de contourner, de manière rigoureuse et particulièrement élégante, les problèmes liés aux temps de calcul prohibitifs, ces derniers étant simplement dus au nombre généralement important des pixels dans une image. Le succès de ce type de méthode est dû à leur aptitude à produire, lorsque les divers bruits présents dans l'image considérée sont importants et lorsque les données correspondent bien au modèle utilisé, des résultats spectaculaires dépassant parfois les capacités de l'œil humain [48].

2.3.2 APPLICATIONS AUX IMAGES LANDSAT TM, ETM+ ET OLI DU DEPARTEMENT DE SINFRA

Ce modèle est capable de segmenter correctement les images en niveau de gris, en couleur et texturées [29] telles que les images Landsat TM, ETM+ et OLI considérées dans cette étude.

• Modèle Markovien de l'image

Soit $R = (r_1, r_2, \dots, r_M)$ l'ensemble des sites et $F = (FR : r \in R)$ l'ensemble des données ou observations sur ces sites. L'ensemble de toutes les observations possibles $f = (f_{r1}, f_{r2}, \dots, f_{rM})$ est noté Φ . Un autre ensemble S des sites est considéré, tel que $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)$, chacun de ces sites peut prendre une étiquette de $\Lambda = (0, 1, \dots, L-1)$. L'espace de configurations Ω est l'ensemble de tous les étiquetages possibles $\omega = (\omega_{s1}, \omega_{s2}, \dots, \omega_{sN})$, $\omega_s \in \Lambda$. Le but recherché est de modéliser les étiquètes (classes) et les observations (comptes numériques) à partir d'un champ aléatoire joint $(X, F) \in \Omega \times \Phi$. Le champ X est le champ des étiquètes et le champ F le champ des observations [29]. L'image a une taille $N \times M$, ce qui donne un nombre d'étiquetage possible égal à $\Lambda^{N \times M}$. De toutes ces possibilités, quel est alors l'étiquetage ou la configuration correspondant à l'image classifiée recherchée ?

Pour répondre à cette préoccupation, une probabilité $P(\omega/f)$ est définie sur tout l'ensemble des configurations possibles afin d'identifier la plus probable. $P(\omega/f)$ mesure la probabilité d'une configuration étant donnée une observation. L'objectif dans cette démarche est de trouver la configuration optimale $\hat{\omega}$ qui maximise $P(\omega/f)$. Cette probabilité est appelée le maximum à posteriori ou MAP et est estimée par la formule suivante :

$$\hat{\omega}^{MAP} = \arg \max_{\omega \in \Omega} P(\omega / f) \quad (1)$$

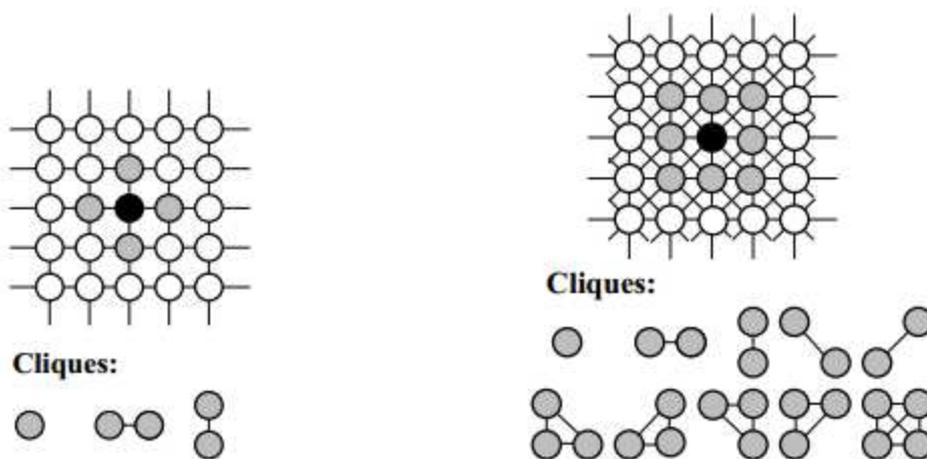
Plusieurs probabilités interviennent dans le calcul de $P(\omega/f)$ à savoir $P(f)$, $P(\omega)$ et $P(f/\omega)$. La relation entre ces différentes valeurs est exprimée à travers le principe Bayésien qui donne :

$$P(\omega/f) = \frac{P(f/\omega)P(\omega)}{P(f)} \propto P(f/\omega)P(\omega) \quad (2)$$

$P(f)$ est constante car la distribution des comptes numérique est connue. Cela revient à définir $P(f/\omega)$ qui mesure la vraisemblance et $p(\omega)$ qui estime la loi a priori.

o Définition du système de voisinage

Les systèmes de voisinage adopté dans le formalisme markovien pour la classification des images sont donnés par la figure 2.



2a : Cliques associées au système de voisinage d'ordre 1

2b : Cliques associées au système de voisinage d'ordre 2

Fig. 2. Cliques associés aux systèmes de voisinage d'ordre 1 et 2

Selon le théorème de Hammersley-Clifford, un champ aléatoire donné est un champ de Markov par rapport au voisinage V si et seulement si $P(\omega)$ suit une distribution de Gibbs :

$$P(\omega) = \frac{1}{Z} \exp(-U(\omega)) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{c \in C} V_c(\omega)\right) \quad (3)$$

Avec Z étant une constante de normalisation :

$$Z = \sum_{\omega \in \Omega} \exp(-U(\omega))$$

Ce théorème de Hammersley-Clifford permet de définir un champ de Markov à travers les potentiels de cliques.

A chaque clique c dans l'image, une valeur $V_c(\omega)$ appelée potentiel de clique c est assignée, ω étant une configuration du champ d'étiquettes. La somme des potentiels pour l'ensemble des cliques de l'image correspond une fonction d'énergie $U(\omega)$ pour la configuration ω :

$$U(\omega) = \sum_{c \in C} V_c(\omega) \quad (4)$$

▪ **Processus de classification des images en niveau de gris à partir d'un champ de Markov**

Dans le cas des images en niveau de gris, chaque classe est représentée par une distribution gaussienne.

$$P(f_s | \omega_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\omega_s}} \exp\left(-\frac{(f_s - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma_{\omega_s}^2}\right) \tag{5}$$

f étant la structure ou entité observée en l'occurrence, ici f indique la distribution des comptes numériques de l'image observée.

S indique un pixel donné

De cette façon, les régions ou classes sont caractérisées par la moyenne μ et la variance σ^2 de la distribution normale correspondante.

Les potentiels de cliques qui se présentent en singleton sont proportionnels au logarithme de la vraisemblance : $\log(P(f/\omega))$.

Pour les potentiels de cliques sous forme de doublets, nous avons :

$$V_{c_2}(i, j) = \beta\delta(\omega_i, \omega_j) = \begin{cases} -\beta & \text{if } \omega_i = \omega_j \\ +\beta & \text{if } \omega_i \neq \omega_j \end{cases} \tag{6}$$

Les régions deviennent de plus en plus homogènes si β augmente.

○ Paramètres du modèle

Les paramètres du modèle de Markov sont définis comme suit :

- Le potentiel des cliques en doublets β , il peut être fixé à priori et moins dépendant des données d'entrée du modèle,
- Nombre de classes Λ , fixé par l'opérateur,
- Chaque classe $\lambda \in \Lambda$ est représentée par une distribution gaussienne $N(\mu_\lambda, \sigma_\lambda)$ estimée à partir de l'image observée ,

Lorsque les paramètres (moyenne μ , variance σ) sont connus, le processus de segmentation est supervisé. Dans le cadre de cette étude ces paramètres sont obtenus à partir de l'ensemble d'apprentissage défini constitué de petites sous-images, représentant chacune une classe. En utilisant la loi des grands nombres, les statistiques des classes (la moyenne et la variance) seront estimées par la moyenne et la variance empiriques :

$$\forall \lambda \in \Lambda : \begin{aligned} \mu_\lambda &= \frac{1}{|S_\lambda|} \sum_{s \in S_\lambda} f_s, \\ \sigma_\lambda^2 &= \frac{1}{|S_\lambda|} \sum_{s \in S_\lambda} (f_s - \mu_\lambda)^2, \end{aligned} \tag{7}$$

Ou S_λ est l'ensemble des pixels appartenant à l'ensemble d'apprentissage de la classe,

Le paramètre β est initialisé d'une façon empirique.

○ Fonction énergie associée au modèle de Markov

La fonction énergie $U(\omega)$ du champ de Markov, associée à une configuration ω pour la classification d'une image en niveau de gris est donnée par la formule suivante :

$$U(\omega) = \sum_s \left(\log(\sqrt{2\pi}\sigma_{\omega_s}) + \frac{(f_s - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma_{\omega_s}^2} \right) + \sum_{s,r} \beta\delta(\omega_s, \omega_r) \tag{8}$$

La vraisemblance $P(f/\omega)$ s'exprime toujours par la relation ci-dessous :

$$P(\omega | f) = \frac{1}{Z} \exp(-U(\omega)) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{c \in C} V_c(\omega)\right) \quad (9)$$

Ainsi la configuration optimale recherchée est donnée par la formule suivante :

$$\hat{\omega}^{MAP} = \arg \max_{\omega \in \Omega} P(\omega | f) = \arg \min_{\omega \in \Omega} U(\omega) \quad (10)$$

o Echantillonnage

L'échantillonnage des configurations se fait dans le cadre de cette étude suivant le principe de l'algorithme de Métropolis [63]. La détermination des configurations avec des états d'énergies minimales se fait à partir de l'algorithme de recuit simulé. L'algorithme du recuit simulé est très lourd en temps de calcul car il demande la génération d'un nombre très important de configuration au fur et à mesure que la température décroît. Un autre algorithme beaucoup plus rapide est utilisé: l'algorithme des modes conditionnels itérés (ICM). Avec l'ICM la température baisse à chaque itération et le processus s'arrête lorsque le nombre de changement d'une étape à l'autre devient suffisamment faible.

o Modélisation du bruit contenu dans les images

Un modèle de bruit utile dans le traitement d'images est le bruit blanc. La séquence (X1; X2; ...) est blanche si elle est une séquence de Markov :

$$P(X_k | X_l, l < k) = P(X_k). \quad (11)$$

En général, le bruit est caractérisé par le rapport *Signal/Bruit* (S/B) qui est mesuré en dB par l'équation suivante :

$$S/B \text{ en dB} = 10 \lg \left(\frac{\sigma_{image}^2}{\sigma^2} \right) \quad (12)$$

Où σ_{image} est la variance de l'image.

Si nous supposons que les X_k sont des variables aléatoires normales, la séquence (X1; X2...) est appelée bruit blanc gaussien.

Qu'en est-il des images en couleur ?

▪ **Principe de classification des images en couleur par un champ de Markov**

o Espace colorimétrique CIE- L*u*v

Nous adoptons ici l'espace colorimétrique CIE- L*u*v défini par la Commission Internationale de l'Eclairage en 1976 car il est perceptuellement uniforme.

L*, la clarté est définie par :

$$L^* = 116(Y/Y_n)^{1/3} - 16 \text{ si } L^* \geq 8 \text{ ou } L^* = 903,3 Y/Y_n \text{ si } L^* \leq 8 \quad (13)$$

Les grandeurs u* et v* définissent un plan de luminance et s'expriment comme suit :

$$\begin{aligned} u^* &= 13 L^* (u' - u'_n) \\ v^* &= 13 L^* (v' - v'_n) \end{aligned} \quad (14)$$

Avec

$$\begin{aligned} u' &= \frac{4x}{(-2x + 12y + 3)} \\ v' &= \frac{9y}{(-2x + 12y + 3)} \end{aligned} \quad (15)$$

Et u_n^t, v_n^t et Y_n sont des valeurs de u^t, v^t et Y correspondant à l'illuminant utilisé.

L'espace colorimétrique CIE- L^*u^*v représente l'ensemble des couleurs perçues par l'œil humain donc recommandé pour visualiser les couleurs sur les écrans. Dans cet espace la différence entre les couleurs est mesurée par la distance euclidienne entre deux vecteurs couleurs. Chaque pixel est converti de l'espace RGB à l'espace CIE- L^*u^*v .

o Système de voisinage

Chaque classe est représentée par une distribution gaussienne trivariée :

$$P(f_s | \omega_s) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma_{\omega_s}|}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\vec{f}_s - \vec{u}_{\omega_s}) \Sigma_{\omega_s}^{-1} (\vec{f}_s - \vec{u}_{\omega_s})^T\right) \quad (16)$$

Et les potentiels des cliques sont proportionnels à la vraisemblance $\log(P(f/\omega))$ pour les cliques sous forme de singleton. Pour les cliques sous forme de doublets les potentiels des cliques s'expriment comme suit :

$$V_{c_2}(i, j) = \beta \delta(\omega_i, \omega_j) = \begin{cases} -\beta & \text{if } \omega_i = \omega_j \\ +\beta & \text{if } \omega_i \neq \omega_j \end{cases} \quad (17)$$

Les régions sont de plus en plus homogènes lorsque β augmente.

o Estimation des paramètres du modèle

L'estimation des paramètres du modèle se fait à travers le processus d'apprentissage. Lorsque les données d'apprentissage sont constituées d'images observées et d'images classifiées correspondantes, l'apprentissage est dit supervisé. Dans ce cas, les paramètres sont estimées à partir de ces informations fournies.

En cas de données incomplètes, l'apprentissage est dit non supervisé. Dans ce cas les données d'apprentissage ne sont constituées que des images observées. **Comment procéder donc ?** La réponse à cette interrogation est une procédure itérative appelée Espectation- Maximization (EM). Cette procédure comprend deux étapes: E (Espectation) et M (Maximisation) qui se résument comme suit :

- connaissant l'étiquette de chaque pixel, les paramètres peuvent être estimés;
- connaissant les paramètres des distributions, une étiquette peut être assignée à chaque pixel. Cette étape utilise le Maximun de vraisemblance à travers les fonctions d'énergie associées au potentiel des cliques en singleton sans faire intervenir les interactions par paires.

Le modèle de classification adopté dans cette étude est celui de Potts.

Modèle de Potts

Il s'agit d'une extension du modèle d'Ising [68] pour un espace m-aire, i.e. $E = \{0, m - 1\}$ qui peut correspondre aux différents niveaux de gris d'une image. Plus souvent pour ce modèle, les étiquettes (labels) peuvent représenter une classification de l'image [63].

Ce modèle de champ de Markov servira dans la présente étude à la classification des images multispectrales considérées.

Le processus de validation des cartes d'occupation du sol ainsi obtenues est détaillé au point suivant.

2.3.3 VALIDATION DE LA CLASSIFICATION

Elle consiste en un test statistique appuyé par une visite de terrain. Il s'agira de calculer la précision globale et le coefficient de concordance Kappa [52] dérivant des matrices de confusions associées à chaque image classifiée et confirmer les résultats obtenus par une visite de terrain.

Les grandes étapes de la démarche aboutissant à l'établissement des cartes d'occupation du sol du département de Sinfra aux dates 1986 et 2003 et 2014 sont indiquées par l'organigramme de la figure 3.

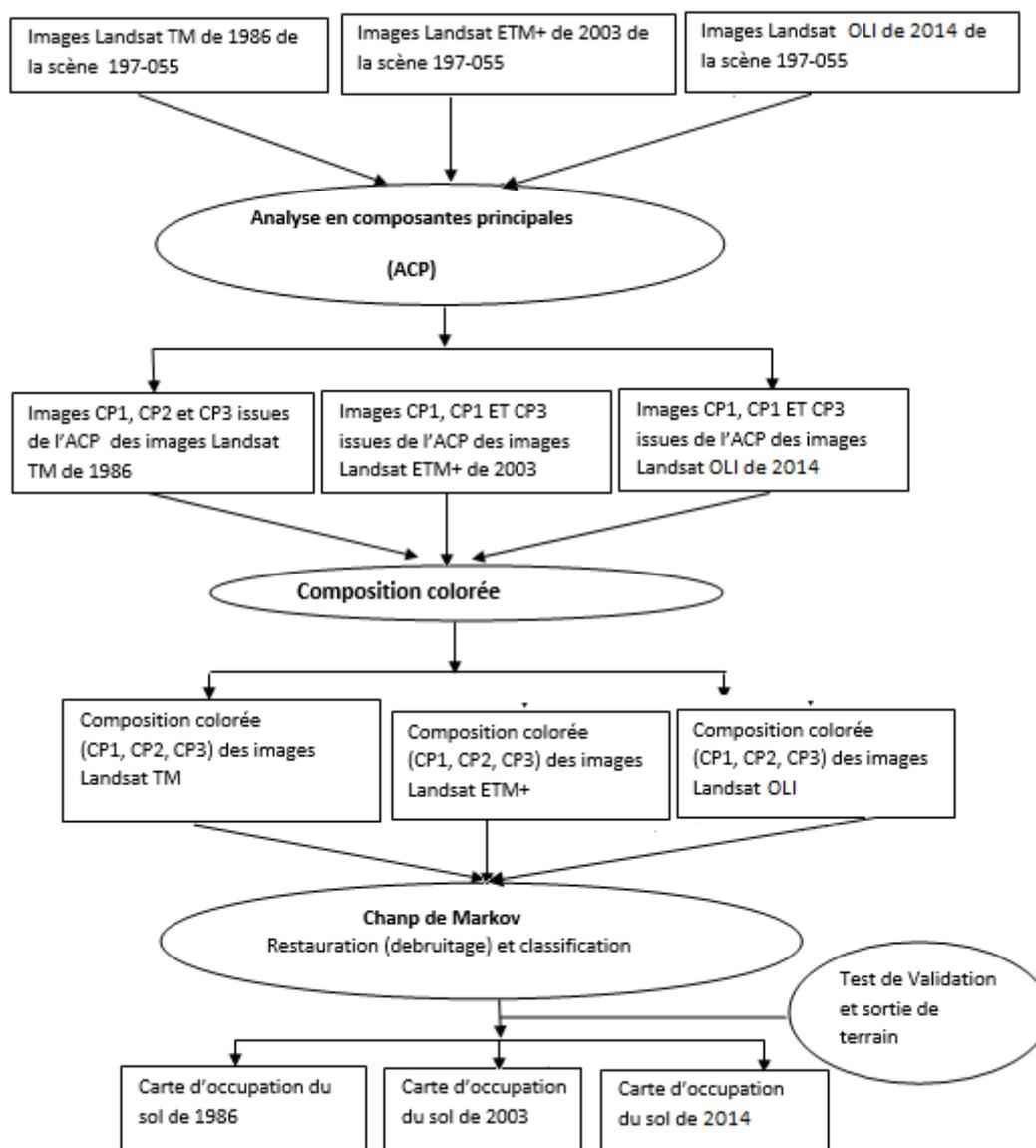


Fig. 3. Etapes de l'établissement des cartes d'occupation du sol de 1986 et 2003 et 2014 du département de Sinfra

Les résultats obtenus à l'issue de l'approche méthodologique ainsi définie est présentée par le point suivant.

3 RÉSULTATS

3.1 RESULTATS DU TRAITEMENT DES IMAGES SATELLITAIRES LANDSAT TM, ETM+ ET OLI

La correction géométrique réalisée selon la méthode polynomiale a permis d'obtenir une erreur résiduelle acceptable et de corriger les différentes distorsions causées par l'environnement, provenant du mouvement de la plate-forme, et dues aux erreurs des systèmes de mesures. L'Analyse en Composantes Principales (ACP) a servi à decorréler les bandes spectrales et a compresser le maximum des informations sur les 3 premières images résultant de la transformation d'images. Les 3 premières images résultant de l'ACP des images Landsat TM totalisent 97,4 % de l'information contenue dans les 6 bandes spectrales TM1, 2 3 4 5 et 7. De même celles résultant de l'ACP des images Landsat ETM+ totalisent 94,7 % des informations des bandes ETM+ 1, 2, 3, 4,5 et 7. Celles résultant de l'ACP des images Landsat OLI 2, 3, 4,5 et 7 totalisent comme le montre le tableau 4.

Tableau 4. Pourcentage de variance de trois premières composantes issues de l'ACP des images Landsat TM de 1986, ETM+ de 2003 et OLI de 2014

Comp.princ	C1	C2	C3	TOTAUX (%)	
var. (%)	TM	59,152704	21,936594	13,636406	97,4
	ETM+	69,209396	25,701570	2,493969	94,7
	OLI	68,168251	21,626925	8,609083	98,4

Les trois premières composantes principales des images Landsat TM, ETM+ et OLI totalisent respectivement 97,4 % et 94,7 % et 98,4 % de variance. Elles ont permis de réaliser les compositions colorées Cp 1, 2, 3 qui ont servi de support à la classification supervisée par les champs de Markov.

3.2 RESULTATS DE LA CLASSIFICATION SUPERVISEE DES TM, ETM+ ET OLI PAR LES CHAMPS DE MARKOV

Les cartes d'occupation du sol des figures 4 et 5 sont les résultats de la classification des images multispectrales TM de 1986 et ETM+ de 2003 par un champ de Markov en utilisant la méthode de Metropolis comme méthode d'échantillonnage.

L'analyse de ces cartes montre qu'en 1986 la forêt occupait la partie centrale et plus au sud de la zone d'étude et disparaît pour faire place à la mosaïque forêt-claire et culture en 2003 soit 17 ans plus tard. La forêt disparaît en 1986 au centre et au sud pour réapparaître plus à l'ouest du secteur d'étude en 2003. Les localités et sols nus constituent des plages situées dans la partie centrale au sud et à l'est en 1986 et en 2003 (figures 4 et 5).

L'analyse de ces cartes montre qu'en 1986 la forêt dense semi-décidue occupait la partie centrale et plus au sud de la zone d'étude et disparaît pour faire place à la mosaïque forêt dégradée et culture en 2003 soit 17 ans plus tard. La forêt dense semi-décidue disparaît en 1986 au centre et au sud pour réapparaître plus à l'ouest du secteur d'étude en 2003. Les localités et sols nus constituent des plages situées dans la partie centrale au sud et à l'est en 1986 et en 2003. La carte d'occupation du sol en 1986 du département de Sinfra est donnée par la figure 4.

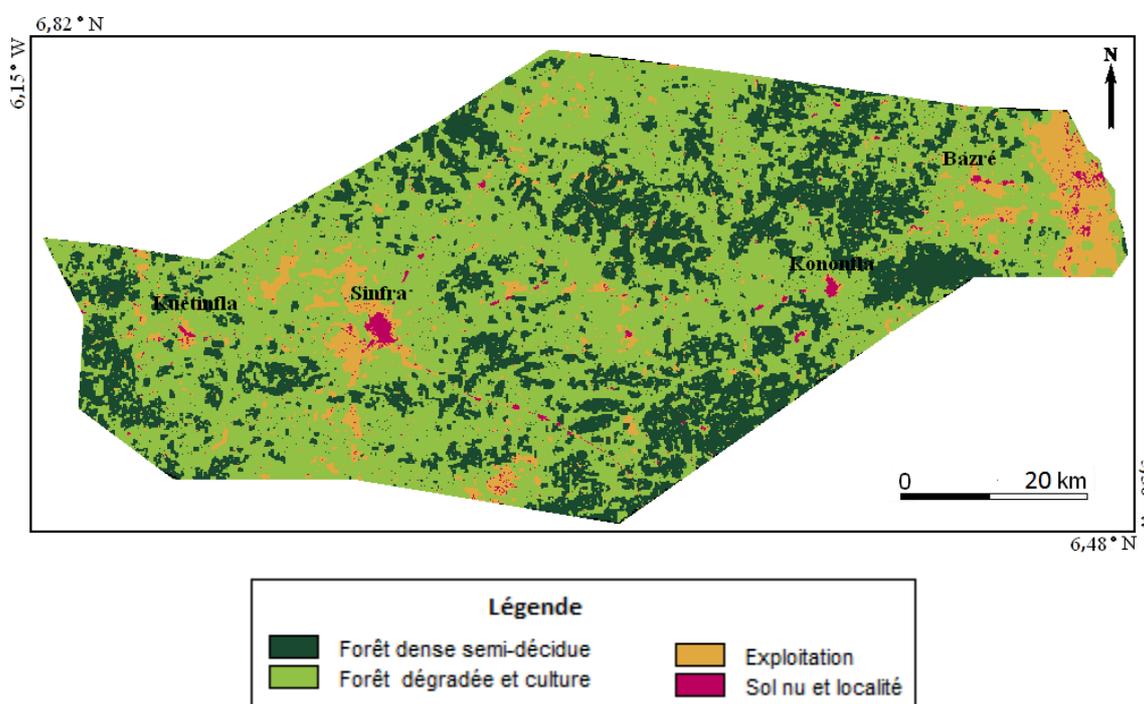


Fig. 4. Image Landsat TM de 1986 classifiée à l'aide d'un champ de Markov (méthode d'échantillonnage : algorithme de Metropolis)

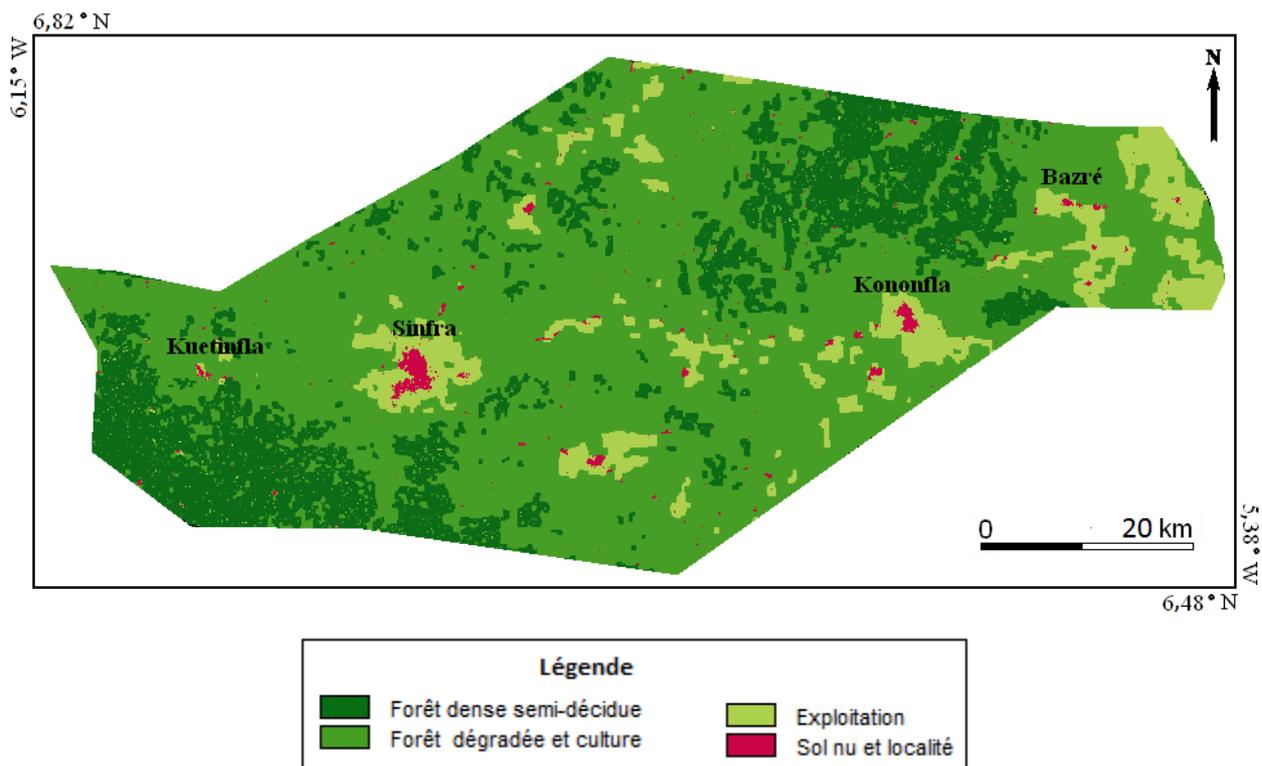


Fig. 5. Image Landsat ETM+ de 2003 classifiée à l'aide d'un champ de Markov (Méthode d'échantillonnage: algorithme de Metropolis)

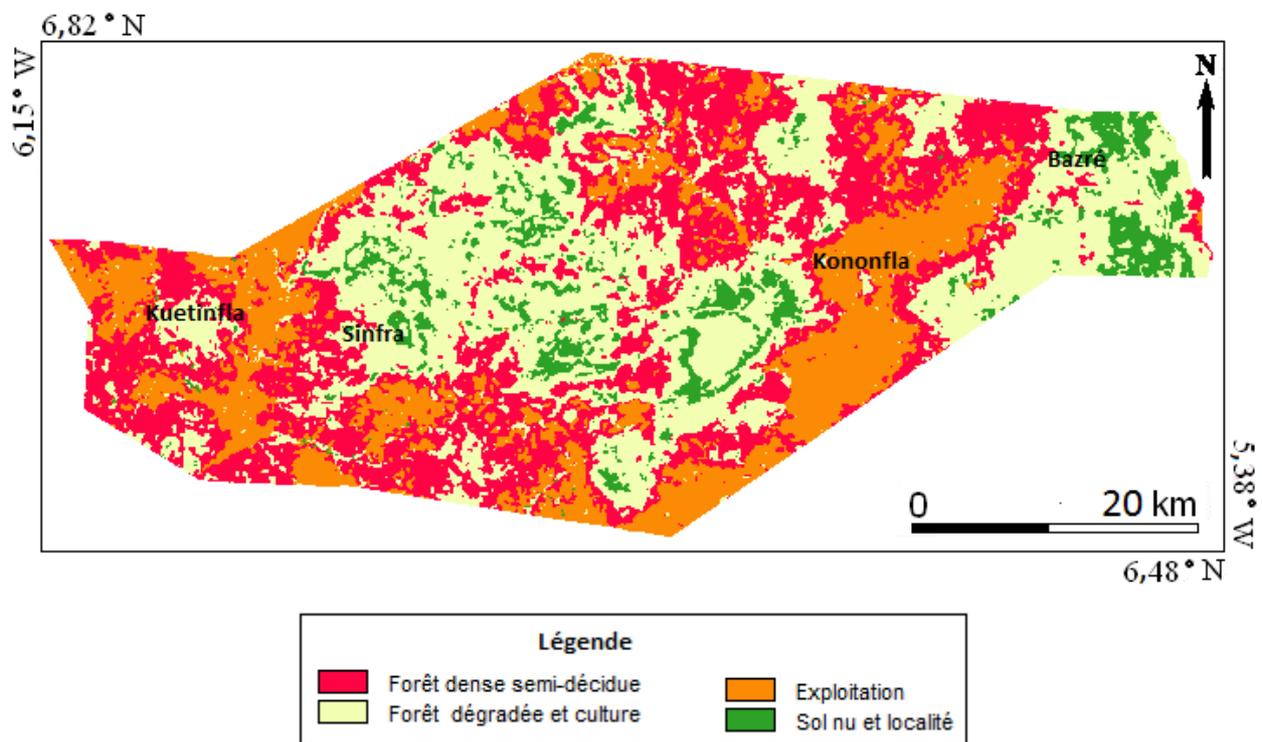


Fig. 6. Image Landsat ETM+ de 2014 classifiée à l'aide d'un champ de Markov (Méthode d'échantillonnage: algorithme de Metropolis)

Les résultats de la méthode de validation de ces cartes d'occupation du sol font l'objet du point suivant.

3.3 RESULTATS DE LA VALIDATION DE LA CLASSIFICATION

3.3.1 COEFFICIENT DE CONCORDANCE KAPPA

La matrice de confusion associée à l'image classifiée obtenue à partir de l'image TM de 1986 est donnée par le tableau 5.

Tableau 5. Matrice de confusion de l'image TM de 1986 classifiée par un champ de Markov

		1986				
Références \ Calculées		For. den. se. déc.	For. degr. et cult.	Exploit.	Sol nu et loc.	Totaux
For. den. se. déc.		130 897	3021	5895	2984	142 797
For. degr. et cult.		2058	71 758	798	1894	76 508
Exploit.		2511	578	52 957	1789	57 835
Sol nu et loc.		3072	2786	524	21 751	28 133
Totaux		138538	78143	60174	28418	305 273

NB : *Forêt den. se. déc.* Forêt dense semi-décidue, *For. dégrad. et cult.* Forêt dégradée et culture **Exploit.** Exploitation, **Sol nu et loc.** Sol nu et localité

La précision globale de cette classification est de 0,9086 et indique le pourcentage de pixels bien classés. Le coefficient Kappa résultant est de 0,8651. Cette valeur est comprise entre 0,81 et 1. La classification est excellente. Ainsi, la carte d'occupation du sol obtenue traduit la réalité du terrain. La matrice de confusion associée à l'image ETM+ de 2003 classifiée est donnée par le tableau 6

Tableau 6. Matrice de confusion de l'image ETM+ de 2003 classifiée par un champ de Markov

		2003				
Références \ Calculées		For. den. se. déc.	For. degr. et Cult.	Exploit.	Sol nu et loc.	Totaux
For. den. se. déc.		120798	2273	1784	987	125 842
For. degr. et cult.		1113	79868	337	2954	84 242
Exploit.		1092	670	62771	1908	66 441
Sol nu et loc.		2690	1070	2031	22957	28 748
Totaux		125693	83841	66923	28806	305 273

NB : *For. den. se. déc.* Forêt dense semi-décidue, *For. dégrad. et cult.* Forêt dégradée et culture **Exploit.** Exploitation, **Sol nu et loc.** Sol nu et localité

La précision globale associée à cette classification est de 0,94. Elle précise le pourcentage de pixels bien classés. Le coefficient kappa résultant est de 0,91 et est compris entre 0,81 et 1. La classification est donc excellente. Ainsi, la carte d'occupation du sol obtenue traduit la réalité du terrain. La matrice de confusion associée à l'image ETM+ de 2003 classifiée est donnée par le tableau 7.

Tableau 7. Matrice de confusion de l'image OLI de 2014 classifiée par un champ de Markov.

Références Calculées	2014			
	For. den. se. déc.	For. degr. et Cult.	Exploit.	Sol nu et loc.
For. den. se. déc.	135012	1021	981	702
For. degr. et cult.	1051	70081	1997	1885
Exploit.	3087	578	57918	1057
Sol nu et loc.	1021	2084	1807	25081
Totaux	140171	73754	62613	28725

NB : **For. den. se. déc.** Forêt dense semi-décidue, **For. degr. et cult.** Forêt dégradée et culture **Exploit.** Exploitation, **Sol nu et loc.** Sol nu et localité

Le modèle de Markov utilisé classifie les images OLI avec une précision globale de 0,94 et coefficient de concordance Kappa de 0,91.

Les trois images classifiées datant respectivement de 1986, 2003 et 2014 sont obtenues avec une précision supérieure à 0,81, donc excellentes.

4 DISCUSSION

Les modèles de Markov sont au nombre des modèles permettant de résoudre le problème d'incertitude et d'imprécision contenu dans les images. En traitement d'image, le succès de ce type de méthode est dû à leur aptitude à produire, lorsque les divers bruits présents dans l'image considérée sont importants et lorsque les données correspondent bien au modèle utilisé, des résultats spectaculaires, dépassant parfois les capacités de l'œil humain. La force ou l'efficacité des Modèles de Markov cachés (HMM) dépend de deux éléments : les états et l'estimation des paramètres [48]. Les champs de Markov utilisés dans ce travail pour la classification des images Landsat TM et TM+ ont été utilisés par plusieurs auteurs dans des travaux antérieurs pour le même objectif de classification d'image. Plusieurs variantes des modèles markoviens ont été développés par [8],[12], [13],[44], [45],[46],[47],[48], [54], [55] , à savoir les chaînes, champs, arbres de Markov, les modèles de Markov couples et triplets ainsi les modèles de Markov couplés la théorie de Dempster-Shafer ou celle de la logique floue. Ces modèles markoviens ont considérablement amélioré les résultats de la classification des images produisant de bons résultats. A la différence de ces travaux notre modèle a été appliqué sur des images Landsat TM et ETM+ et les résultats sont satisfaisant et reflètent la réalité. Dans plusieurs travaux, les champs de Markov ont été appliqués sur des images brutes, des images RADAR, des images synthétisées [16],[20] ,[22], [45] [48], [53], mais dans le cadre de ce travail de recherche, les champs de Markov ont été appliqués sur des compositions colorées des trois premières composantes principales totalisant 94,7% des informations pour les images Landsat TM et 97,4% pour les images Landsat ETM+ et 98,4 % pour les images OLI. Cette opération de transformation d'images a permis de regrouper sur les images à classifier le maximum des informations contenues dans l'ensemble des images. L'avantage du modèle des champs de Markov en traitement d'image par rapport à des modèles dits «locaux» est son aptitude à prendre en compte, de façon élégante et mathématiquement rigoureuse, l'ensemble de l'information disponible sur l'image observée [48] .Les modèles markoviens sont des modèles stochastiques [37] qui décrivent la variabilité d'un phénomène à l'aide des probabilités, prenant ainsi en compte la nature aléatoire du phénomène étudié.

5 CONCLUSION

La classification des images satellitaires Landsat TM et ETM+ et OLI par les champs de Markov, a permis de prendre en compte les aléas liés à la formation de l'image. L'intégration dans le processus de classification de la contrainte spatiale qui s'est traduite par la prise en compte des interactions locales entre chaque site (pixel) avec les pixels voisins permis de définir les différentes régions de l'image. Cet avantage a permis d'obtenir des résultats reflétant la réalité du terrain avec une

précision globale supérieure à 0,9 améliorant ainsi le processus de classification d'image. Les compositions colorées des composantes principales des images TM, ETM+ et OLI réalisées totalisent respectivement 94,7%, 97,4% et 98,4 % des informations contenue dans les images multispectrales utilisées.

REFERENCES

- [1] S. Berberoglu, and A. Akin, "Assessing different remote sensing techniques to detect land use/cover changes in the eastern Mediterranean". *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol.11, pp. 46-53, 2009.
- [2] Z. Bouyahia, L. Benyoussef, and S. Derrode, "Détection de changements dans les images radar à synthèse d'ouverture avec un modèle de chaîne de Markov caché coulissant", *Journal. of Applied Remote Sensing*, Vol. 2, no. 1, 2008.
- [3] D. Benboudjema, F. Tupin, W. Pieczynski, M. Sigelle, J.M. Nicolas, "Modélisation et segmentation non supervisée d'images RSO par champs de Markov triplets et lois de Fisher", *GRETSI 2007, Troyes, France*, 11-14 septembre 2007.
- [4] M. Berthod, Z. Kato, S. Yu, and J. Zerubia, "Bayesian Image Classification Using Markov Random Fields". *Image and Vision Computing*, vol. 14, pp. 285-295, 1996.
- [5] H. Balzer, P. Braun, and W. Kohler, "Cellular Automata models for vegetation dynamic", *Ecological Modelling*, vol.107, pp. 113-125, 1998.
- [6] Coppin, P. Jonckheere, I. Nackaerts, and K. Muys, "Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review", *International Journal of remote sensing*, vol.25, no 9, pp.1565-1596,2004.
- [7] S. Chen, L. Chen, Q. Liu, X. Li, and Q. Tan, 2005. "Remote sensing and GIS-based integrated analysis of coastal changes and their environmental impacts in Lingding Bay, Pearl River Estuary, South China". *Ocean and Coastal Management*, vol.48, pp.65-83, 2005.
- [8] C. Carincotte, S Derrode, S. Bourenane, "Unsupervised change detection on SAR images using fuzzy hidden Markov chains", *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 44, no. 2, pp. 432-441,2006.
- [9] C. Cauvet, and C. Rosenthal-Sabroux, "Ingénierie des Systèmes d'Information", Paris, *Hermes Sciences Publications*, 353 p. 2001.
- [10] C. Collet, "Analyse spatiale, géomatique et systèmes d'Information géographique", *Géomatique et analyse spatiale, Journées Cassini 2004, Grenoble, France*, 2-4 Juin 2004, p.3.
- [11] P. Coquillard, and D.R.C. Hill, "Modélisation et simulation d'écosystèmes". *Des modèles déterministes aux simulations à événements discrets*, Paris, Edition Masson,1997.
- [12] S. Derrode, and W. Pieczynski, "Unsupervised signal and image segmentation using pairwise Markov chains", *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 52, no.9, pp. 2477-2489, 2004.
- [13] S. Derrode, and W. Pieczynski, 2013. "Unsupervised data classification using pairwise Markov chains with automatic copulas selection", *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 63, pp. 81-98, 2013.
- [14] S. Derrode, "Chaîne de Markov couple et sélection de copules. Application en segmentation d'images". *Séminaire GDR ISIS invité par W. Pieczynski and D. Boudjema*, 30 et 31 mars 2011, Paris. Talk, 2011.
- [15] C. Dischinger, "Simulation spatiale de l'évolution d'un paysage anthropisé intégrant automate cellulaire, chaîne de Markov et méthode d'analyse multicritère : cas d'étude de la plaine du Rhône (Suisse, Valais)", *LASIG, Ecole polytechnique fédérale de Lausanne*, 2004.
- [16] S.M. Djaouti, A. Koudache, A. Boudaieb, "Champs de Markov pour la segmentation des images polarimétriques", *Centre universitaire Mustapha Stambouli, Mascara – Algérie, Schedae, Prépublication* no. 35, Fascicule no. 2, 2007.
- [17] L. Doyen, "Robust parametric reachability for timed automata". *Information Processing Letters* vol.102, 208-213, 2007.
- [18] S. Derrode, "Introduction aux Modèles Markoviens pour le Signal et l'Image", *Master Recherche Optique, Photonique, Signal et Image Option Signal-Image*, Version 1.3, 75p, 2012.
- [19] I. Erwann, P. Metzger, C. Martignac C., Lortic B., Durieux I., 2007. *Les dynamiques d'occupation du sol à la Réunion*, Cirad, Université de la Réunion, IRD, M@ppemonde 86 (2007.2) <http://mappemonde.mgm.fr/num14/articles/art07205.html>.
- [20] R. Fjortoft, Y. Delignon, W. Pieczynski, M. Sigelle, T. Tupin, "Unsupervised classification of radar images using hidden Markov chains and hidden Markov random fields", *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 41, No. 3, pp. 675-686, 2003.
- [21] G. Gilles Lajoie, and Z.A. Hagen, "La simulation de l'étalement urbain à La Réunion : apport de l'automate cellulaire Metronamica® pour la prospective territoriale", *Cybergeo : European Journal of Geography* [Enligne], Systèmes, Modélisation, Géostatistiques, document 405, mis en ligne le 18 octobre 2007. URL : <http://cybergeo.revues.org/index11882.html>.

- [22] Geman S., Graffigne C., 1987. *Markov random field image models and their applicationsto computer vision*, In *Proceedings of the International Congress of Mathematicians, Berkeley*.
- [23] T. Houet, " Modélisation prospective de l'occupation du sol en zone agricole intensive : Evaluation par simulations dynamiques de l'impact de l'évolution des exploitations agricoles dans la France de l'Ouest". *Norois*, vol.198, no.1, pp.35-47,2006.
- [24] S. Idbraim, "Méthodes d'extraction de l'information spatiale et de classification en imagerie de télédétection : Applications a la cartographie thématique de la région d'Agadir (Maroc)", *Thèse de l'Université Med V-Agdal & Université Paul Sabatier de Toulouse*, 148p, 2009.
- [25] D. Jenerette, and J. Wu, "Analysis and simulation of land-use change in the central Arizona-Phoenix region, USA", *Landscape Ecology*, vol.16, p.611-626,2001.
- [26] J.R. Jensen, "Introductory digital image processing, a remote sensing perspective (3ème édition)". *Prentice-Hall, London*, 526 p, 2005.
- [27] S. Kilic F. Evrendilek, S. Berberoglu and A. Demirkesen, "Environmental monitoring of land-use and land-cover changes in a Mediterranean region of Turkey". *Environmental monitoring and assessment*, vol.114, no.1-3, pp. 157-168, 2006.
- [28] N. Käyhkö, N. Fagerholm , B. S. Asseid, and A.J. Mzee, "Dynamic land use and land cover changes and their effect on forest resources in a coastal village of Matemwe,, Zanzibar," *Tanzania Land Use Policy*, vol.28, no.1, pp.26-37,2011.
- [29] Z. Kato, "Modélisations markoviennes multirésolutions en vision par ordinateur. Application a` la segmentation d'images SPOT". *PhD Thesis, INRIA, Sophia Antipolis, France*, 1994.
- [30] Z. Kato, J. Zerubia, and M. Berthod, "Satellite Image Classification Using a Modified Metropolis Dynamics". In *Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, volume 3, San-Francisco, California, USA, IEEE, pp. 573-576, March 1992.
- [31] Z. Kato, P.T. Chuen, and M.L. Chung, "Color Image Segmentation and Parameter Estimation in a Markovian Framework". *Pattern Recognition Letters*, vol. 22, no.3-4 , pp:309-321,2001.
- [32] V. Korotkov, D. Logofet, and M. Loreau, "Succession in mixed boreal forest of Russia : Markov models an Non-markov effects", *ecological Modelling*, vol.142, pp.25-38,2001.
- [33] S. Ladet ,M. Deconchat, C. Monteil, J.P. Lacombe, and G. Balent, "Les chaînes de Markov spatialisées comme outil de simulation", *Geomatique*, vol.15/2005. Cassini'04, pp 159-173,2005.
- [34] D. Lu , P. Mausel, E. .Brondizio, and E. Moran, "Change detection techniques". *International Journal of remote sensing*, vol.25, no.12, pp.2365-2407,2003.
- [35] R. Lecerf, "Suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols d'origine anthropique et climatique à l'échelle régionale par télédétection moyenne résolution (application à la Bretagne)". *Thèse de géographie, Université de Rennes 2*, 326 p,2008.
- [36] C. Largo uët, and M.O. Cordier, "Modélisation par automate temporisé pour aider à l'identification de l'occupation du sol". *Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, vol. 2. pp. 285-294,2000.
- [37] E. Lopez, G. Bocco, M. Mendoza, E. Duhau, "Predicting land-cover and luse-use change in the urban fringe a case in Morelia city, Mexico", *Landscape and Urban Planing*, vol. 55, p.271-285,2001.
- [38] J.F. Mas, "Une revue des méthodes et des techniques de télédétection du changement", *Canadian journal of remote sensing*, vol.26, no.4, pp.349-362,2000.
- [39] W. Muttitanon, and N.K. Tripathi, "Land use/land cover changes in the coastal zone of Ban Don Bay, Thailand using Landsat 5 TM data", *International Journal of remote sensing*, vol.26, no.11, pp.2311-2323,2005.
- [40] N. Metropolis, A.W. Rosenbluth, N.M. Rosenbluth, A.H. Teller, and E. Teller, "Equation of state calculations by fast computing machines". *Journal of Chemical Physics*, vol. 21, pp.1087-1091.,1953.
- [41] N. Maestripiერი, and M. Paegelow, "Validation spatiale de deux modèles de simulation : l'exemple des plantations industrielles au Chili", *Cybergeo : European Journal of Geography* [En ligne], Systèmes, Modélisation, Géostatistiques, document 653, mis en ligne le 12 septembre 2013, consulté le 09 novembre 2013.
URL : <http://cybergeo.revues.org/26042> ; DOI : 10.4000/cybergeo.26042.
- [42] C.T. Olmed., Paegelow, G.P. Martínez, "Modélisation géomatique rétrospective des paysages par évaluation multicritères et multiobjectifs", *Cybergeo : Revue européenne de géographie - Systèmes, modélisation & géostatistiques*, no. 365, 9 mars 2007.
- [43] M.G. ongdon. E.J. Bell, F.V. Westerlund, "Probability mapping of land use change: a GIS interface for visualing Transition probabilities", *Computer, Environment and Urban Systems*, vol. 20, p.389-398, 1996.
- [44] W. Pieczynski, F. Desbouvieres, "On triplet Markov chains", *International Symposium on Applied Stochastic Models and Data Analysis, (ASMDA 2005), Brest, France*.
- [45] W. Pieczynski, and J.M. Cahen, "Champs de Markov flous cachés et segmentation d'images", *Revue de Statistique Appliquée*, vol. 42, no.3, pp. 13-31, 1994.

- [46] W. Pieczynski, "Fusion de Dempster-Shafer dans les chaînes triplet partiellement de Markov - Dempster-Shafer fusion in triplet partially Markov chains", *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences – Mathématique*, Vol. 339, No. 11, pp. 797-802,2004.
- [47] W. Pieczynski, "Arbres de Markov Couple, Pairwise Markov Trees", *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences – Mathématique*, Série I, Vol. 335, No. 1, pp. 79-82, 2002.
- [48] W. Pieczynski, "Modèles de Markov en traitements d'images", *Traitement du Signal*, Vol. 20, No. 3, pp. 255-278,2003.
- [49] M. Paegelow, "Prospective modelling with GIS of land cover in Mediterranean mountain regions", *6th AGILE Conference on GIScience*. 24-26 avril 2003, Lyon, France.
- [50] M. Paegelow, M.T. Camacho Olmedo, J. Menor toribio, "Modelizacion prospectiva del paisaje mediante Sistemas de Informacion Geografica". *GEOFOCUS* no. 3 pp. 22-44,2004.
- [51] M. Paegelow, M.T. camacho olmedo, "Le processus d'abandon des cultures et la dynamique de reconquête végétale en milieu montagnard méditerranéen : L'exemple des Garrotxes (P.O., France) et de la Alta Alpujarra Granadina (Sierra Nevada, Espagne), Sud-Ouest Européen; 2004.
- [52] R.G. Pontius, M. Millones, "Problems and solutions for kappa-based indices of agreement", *International Conference, Mytilene*, Lesvos, Greece, 2008.
- [53] P. Pérez, "Markov random fields and images". *CWI Quarterly*, Vol. 11, No. 4, pp. 413-437, 1998.
- [54] W. Pieczynski, "Chaînes de Markov Triplet", *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences – Mathématiques, Paris*, Ser. I 335, pp. 275-278,2002.
- [55] W. Pieczynski., and J.M. Cahen, "Champs de Markov flous cachés et segmentation d'images", *Revue de Statistique Appliquée*, Vol. 42, no.. 3, pp. 13-31,1994.
- [56] O. Pony, J. Zerubia, and X. Descombes, "Classification d'images satellitaires hyperspectrales en zone rurale et périurbaine", *Rapport de recherche – INRIA*, n0.4008, Sept.,2000.
- [57] M. Paegelow, N. Villa, L. Cornez, F. Ferraty, L. Ferré., P. Sarda, "Modélisations prospectives de l'occupation du sol. Le cas d'une montagne méditerranéenne", *Cybergeo : European Journal of Geography* [En ligne], Systèmes, Modélisation, Géostatistiques, document 295, mis en ligne le 06 décembre 2004, consulté le 08 novembre 2013. URL : <http://cybergeo.revues.org/2811> ; DOI : 10.4000/cybergeo.2811.
- [58] H.C. Quelle, J.M. Boucher, W. Pieczynski, "Adaptive parameter estimation and unsupervised image segmentation", *Machine Graphics & Vision*, Vol. 5, no.. 4, pp. 613-631,1996.
- [59] A.F. Raherinirina, "Modélisation markovienne des dynamiques d'usage des sols, Cas des parcelles situées sur le bord du corridor forestier", *Thèse de Doctorat*, Université de Fianarantsoa, 125 p, 2013.
- [60] V. Ratiarson, D. Hervé, C.R. Rakotoasimbahoaka, and J.P. Müller, "Calibration et validation d'un modèle de dynamique d'occupation du sol postforestière à base d'automate temporisé à l'aide d'un modèle markovien. Application à la transition forêt-agriculture à Madagascar". *Cah Agric* vol.20 : 274-9. doi : 10.1684/agr.2011.0498,2011.
- [61] N. Rechid, A. Khelifa, A. Toumi, A. Taleb, M. Mimi, and K Benmahammed., "Segmentation non supervisée d'images basée sur les modèles de Markov cachés," *Courrier du Savoir* – no.12, pp.39-45,2011.
- [62] A. Singh, "Digital change detection techniques using remotely-sensed data". *International Journal of remote sensing*, vol.10, no.6, pp.989-1003, 1989.
- [63] M.Sigell, and F. Tupin, "Champs markoviens en Traitement d'Image, Département Traitement de Signal et des Images", *Ecole Nationale Supérieure des Telecom*, Paris,2002.
- [64] L. Sparfel, "Etude des changements d'occupation des sols dans la zone côtière à partir de données hétérogènes : application au Pays de Brest", *Thèse, Université de Bretagne occidentale*, France, 2011.
- [65] M.A. Sarr, "Cartographie des changements de l'occupation du sol entre 1990 et 2002 dans le nord du Sénégal (Ferlo) à partir des images Landsat", *Cybergeo : European Journal of Geography* [En ligne], Environnement, Nature, Paysage, document 472, mis en ligne le 07 octobre 2009, consulté le 31 décembre 2013. URL : <http://cybergeo.revues.org/22707> ; DOI : 10.4000/cybergeo.22707.
- [66] A. Shalaby, and R. Tateishi, "Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land-use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt". *Applied Geography*, no.27, pp.28-41, 2007.
- [67] B.L. Turner, J. Geoghegan, "Land-Cover and Land-Use Change (LCLUC) in the southern Yucaian Peninsular Region (SYPR)", *People and the Environment: Approches for Linking Household and Community Surveys to Remote Sensing and GIS*, (eds), *Amsterdam, Kluwer Academic Publisher*, pp.31-60,2003.
- [68] F.Y. Wu, "The potts model". *Reviews of Modern Physics*, vol. 54, no.1, pp. 235-267,1982.