

APPORT DE LA TÉLÉDÉTECTION À L'ANALYSE DE LA DYNAMIQUE DE L'OCCUPATION DU SOL À PARTIR D'UNE UTILISATION COUPLÉE D'UN MODÈLE DE MARKOV ET D'UN AUTOMATE CELLULAIRE CAS DU DÉPARTEMENT DE SINFRA (CENTRE-OUEST DE LA CÔTE D'IVOIRE).

Vami Hermann N'Guessan Bi¹, Mahaman Bachir Saley¹, Narcisse Talla², Janvier Fotsing², Kouadio Affian¹,
Emmanuel Tonye²

1 : Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection (CURAT)
Université de Cocody, 22 BP 801 Abidjan 22, Côte d'Ivoire
nguessanbiv@yahoo.fr

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

Résumé

La pression démographique et l'urbanisation croissante entraînent la concentration des populations dans des espaces plus ou moins réduits. La pression foncière engendrée conjuguée à la destruction du couvert végétal entraînent la dégradation des sols. Ces conséquences préoccupent les collectivités territoriales, les élus locaux, et les aménageurs du territoire. Ainsi il importe d'évaluer l'aire d'une classe d'occupation du sol dans le futur et son influence sur les autres classes d'occupation du sol tout en précisant sa localisation et sa composition. C'est dans cette optique que s'inscrit la présente étude qui a pour objectif de réaliser l'étude de la dynamique de l'occupation du sol de 1986 à 2003 du secteur d'étude, situé au Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire afin de faire une prévision du mode d'occupation du sol pour l'horizon 2020. L'étude des changements réalisés s'appuie sur des simulations et fait appel à la modélisation dont la complexité est prise en compte dans cette étude à travers l'utilisation d'une chaîne de Markov spatialisée qui résulte du couplage d'un modèle de Markov observable et d'un automate cellulaire. Les images satellitaires Landsat TM et ETM+ qui ont servi pour cette analyse spatio-temporelle ont été préalablement classifiées par un champ de Markov. La classification a été appliquée sur les compositions colorées des premières composantes principales des images Landsat TM de 1986 et ETM+ de 2003 totalisant respectivement 94,7% et 97,4% des informations. L'étude de l'occupation du sol de 1986 à 2003 a révélé que jusqu'à la fin de cette période, environ la moitié du secteur d'étude était recouverte par la forêt (47%) et la pression anthropique s'exerçait sur 54,43% des ressources forestières. Les prévisions montrent également qu'en 2020 la forêt ne couvrira qu'environ le tiers du secteur d'étude soit 37,6% et la pression anthropique augmenteront davantage.

Mots clés : Occupation du sol, modèles de Markov, automate cellulaire, classification, images Landsat.

Abstract

Increasing population pressure and urbanization lead to the concentration of people in small spaces. The generated pressure on land combined with the destruction of vegetation causes soil degradation. These consequences concern local authorities, local elected officials, and regional planners. Thus it is important to evaluate the area of a land use class in the future and its influence on other land use classes while specifying its location and composition. It is in this context that this study was conducted with the aim to achieve the analysis of the dynamics of land use from 1986 to 2003 in the study area, located in the Central West of Côte d'Ivoire in order to forecast the land use for 2020. The study of the changes is based on simulations and modeling. The complexity of this approach is considered in this study, through the use of a specialized Markov chain which results from the coupling of an observable Markov model and a cellular automaton. Landsat TM and ETM + images that were used for this spatio-temporal analysis were previously classified by a Markov random field. The classification was applied to the colored compositions of the first principal component (PCA) of Landsat TM and ETM + images from 1986 and 2003 totaling respectively 94.7% and 97.4% of the information. The study of land use from 1986 to 2003 revealed that up to the end of this period, about half of the study area was covered by forests (47%) and human pressure exerted on 54.43% of forest resources. The forecasts also show that in 2020, the forest will cover about 37.6% of the study area and anthropogenic pressure will increase.

Keywords : Land-cover, Markovian models, automate cellulaire, classification, Landsat images.

1. Introduction

Le secteur étudié est une zone d'intense activité agricole, qui constitue la principale activité économique. C'est une zone dont la production agricole est la plus importante de la région de la Marahoué dont elle fait partie. Ainsi dans cette zone d'étude, l'enjeu actuel pour les politiques environnementales est de concilier la conservation des forêts et la production agricole dans un contexte où la pression humaine sur les terres s'accroît. Le suivi de la dynamique d'un paysage pour prédire ses évolutions futures dans un contexte où la pression humaine sur les terres est de plus en plus forte, est un thème crucial de nos jours. C'est dans cette optique que s'inscrit cette étude qui a pour objectif d'étudier la dynamique du mode d'occupation en vue de faire des prévisions de l'occupation du sol avec un accent particulier sur la déforestation. L'étude porte sur les modes d'occupation du sol de 1986 à 2003 dont le mode de transition des classes pendant cette période permettra de prédire le mode d'occupation du sol pour l'horizon 2020. L'approche méthodologique repose essentiellement sur l'utilisation d'un champ de Markov pour la définition de du mode d'occupation du sol et sur une chaîne de Markov combinée avec un automate cellulaire pour l'analyse des changements d'états d'occupation du sol intervenus. Cette démarche aboutit également à la prévision du mode d'occupation du sol pour une période à venir.

1.1. Etat de l'art

De très nombreuses études portant sur la détection des changements d'occupation et d'utilisation des sols à différentes échelles et portant sur diverses thématiques ont été réalisées depuis les vingt-cinq dernières années (Singh, 1989 ; Zhang et al., 2002 ; Chen et al., 2005 ; Mutitanon et Tripathi, 2005 ; Ayad, 2005 ; Houet, 2006 ; Xiao et al., 2006 ; Kilic et al., 2006 ; Shalaby et Tateishi, 2007 ; Lecerf, 2008 ; Käyhkö et al., 2011).

Les méthodes employées pour traiter ces données et en extraire l'information relative aux changements d'occupation des sols sont nombreuses (Singh, 1989 ; Mas, 2000 ; Lu et al., 2003 ; Jensen, 2005), et les résultats obtenus varient en fonction des méthodes et des données employées tant du point de vue quantitatif (ampleur des changements détectés) que qualitatif (nature des changements détectés) (Berberoglu et Akin, 2009). Ainsi pour étudier la dynamique de l'occupation du sol, deux types d'approches sont généralement utilisées à savoir les méthodes pré-classificatoires et les méthodes post-classificatoires (Mas, 2000 ; Erwann, 2007 ; van Oort, 2007 ; Sparfel, 2011). Les données utilisées pour identifier les changements d'occupation des sols sont le plus souvent des images satellitaires ou des photographies aériennes.

Les méthodes pré-classificatoires consistent à mettre en valeur les différences radiométriques entre deux ou plusieurs images acquises à des dates différentes. Elles regroupent les techniques permettant de détecter les

changements avant de les caractériser. Il s'agit des méthodes analysant des séries temporelles d'images (multidates). Les changements d'occupation du sol sont donc détectés en créant une image composite à partir de deux ou plusieurs images d'un même secteur d'étude à travers des régressions d'images, différences ou soustractions d'images, des analyses en composantes principales, des analyses par vecteur de changement, des détections non supervisées des changements, de la photo-interprétation, l'utilisation de données exogènes aux images, etc. (Lu et al., 2003 ; Jensen, 2005 ; Mas, 2000 ; Coppin et al., 2004). Ce type de méthodes nécessite une importante phase de prétraitement des images employées (corrections radiométriques et géométriques). Cette phase de prétraitement peut être longue et fastidieuse, et conditionne la qualité des résultats obtenus (Lecerf, 2008). Les images utilisées doivent de préférence avoir la même résolution spatiale et spectrale, et même si possible avoir été acquises par le même capteur à des dates anniversaires (Lu et al., 2003). Une des principales limites de ce type d'approche est la difficulté d'interprétation de la nature des changements mis en évidence (Mas, 2000). Les méthodes dites post-classificatoires consistent à comparer des images d'une même scène à des dates différentes classées indépendamment (Mas, 2000 ; Jensen, 2005). Il s'agit des méthodes diachroniques comparant des classifications effectuées indépendamment à différentes dates (Singh, 1989 ; Coppin et al., 2004). Elles procèdent à la classification individuelle des images avant de détecter les changements. Ces méthodes sont plus couramment employées pour la mise en évidence des changements d'occupation du sol, car elles présentent l'avantage d'être plus simple à comprendre et à mettre en oeuvre que les méthodes pré-classificatoires (Jensen, 2005). Les avantages de cette méthode sont nombreux.

La comparaison de l'occupation du sol entre deux dates ne nécessite pas de disposer impérativement d'images à des dates différentes. Elle peut être effectuée à partir d'une carte thématique déjà établie (Lu et al., 2003 ; van Oort, 2007). En outre les différentes classifications peuvent être obtenues à partir de données et de techniques hétérogènes (photographies aériennes, images satellitaires, classification automatique, photo-interprétation, etc.). Avec ce type d'approche, le risque d'erreur lié aux décalages radiométriques et environnementaux entre deux ou plusieurs images est minimisé. L'approche post-classificatoire s'appuyant sur une matrice de changement (Coppin et al., 2004 ; Jensen, 2005), l'identification de la nature des changements est simple puisqu'on dispose de la classe de départ et de la classe d'arrivée des zones ayant subi un changement (Sarr et al., 2009 ; Sparfel, 2011).

1.2. Choix du modèle et justification

La méthode retenue dans le cadre de notre étude est de type post-classificatoire à savoir un modèle de

Markov spatialisé. Ce modèle de Markov est très utilisé pour la simuler l'évolution temporelle d'un système à partir des probabilités de transition (Korotov et al., 2001). Ce modèle a été étendu aux données spatialisées en vue d'inclure le voisinage comme facteur modifiant les probabilités de changement de l'état d'une portion d'espace (Ladet et al., 2005). La chaîne de Markov ainsi spatialisée s'avère un outil privilégié a priori pour simuler de façon réaliste l'évolution de l'état d'un paysage (Turner et al., 2003). La cartographie des classes d'occupation du sol dans la présente étude a également suivi une approche markovienne sur des compositions colorées d'images satellitaires préalablement décorrélées à travers une Analyse en Composition Principale (ACP). Car le formalisme markovien (Markov Random Field, MRF) permet d'introduire l'aspect contextuel dans les approches de classification des images multispectrales. L'essor des modélisations markoviennes en classification d'images tient au fait qu'elles se sont bien distinguées 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 monobande (Pieczynski, 2003 ; Derrode et al., 2004 ; Carincotte, 2006 ; Bouyahia, 2008 ; Rechid et al., 2011 ; Derrode, 2011, 2012 ; Voisin, 2012). Qu'en est-il des images multi-spectrales ? Ou des composés d'images ? La présente étude répond à cette préoccupation en proposant une méthode de classification d'images par un champ de Markov, d'images multispectrales sous forme d'une composée d'images. La méthode de classification proposée est inspirée des travaux de Kato (2001).

2. Présentation de la zone d'étude

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, Kouétinfla 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 située 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.

3. Méthodologie

La réalisation de ce travail de recherche a nécessité plusieurs types de données et matériel.

3.1. 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) de la scène 197-055, datant respectivement du 16 Janvier 1986 et du 20 Janvier 2003. Ces images ont été acquises à partir du site officiel de Landsat : <http://glcfapp.glc.f.umd.edu:8080/esdi/index.jsp>. 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 :

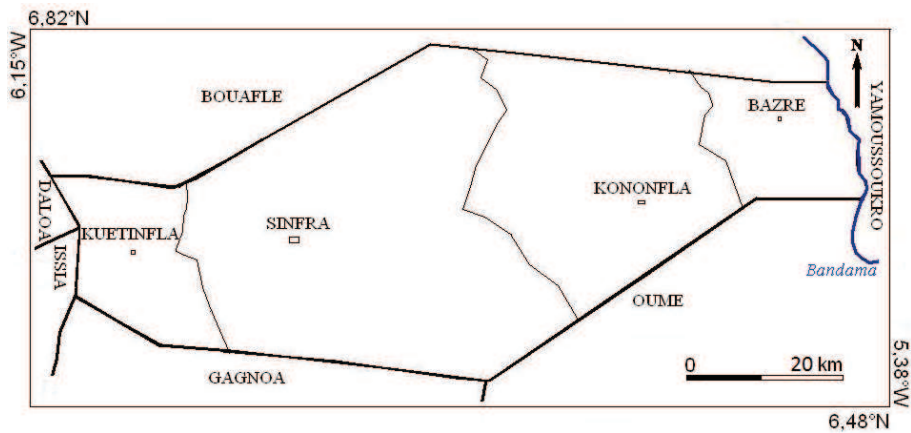
- MapInfo Professionnel 9.5 pour l'extraction des couches d'informations des cartes topographiques ;
- Un code permettant la classification supervisée des images satellitaires par un champ de Markov et ;
- Idrisi Andes pour la détection des changements et la simulation du mode d'occupation du sol par une chaîne de Markov spatialisée.

Un GPS (Global Positioning System) a été nécessaire pour relever les coordonnées des points lors de sortie sur le terrain.

3.2. Méthodologie de traitement des images satellitaires

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

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



LEGENDE	
	Limite du département
	Limite de sous-préfecture
	Cours d'eau
	Localité

FIGURE 1 : Localisation de la Zone d'étude.

	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 1 : Matrice de corrélation des images Landsat TM de 1986.

	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	0,89024	0,168209	0,874637	1,000000

TABLEAU 2 : Matrice de corrélation des images Landsat ETM+ de 2003.

3.3. Classification supervisée des images Landsat TM et ETM+ du département 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 (Sigelle et Tupin, 2002).

3.3.1. Principe de modélisation 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. 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 (Tupin et Sigelle, 1999). 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 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 (Benboudjema et al., 2007).

Définition du système de voisinage :

Le système de voisinage est défini par l'ensemble C des cliques, une clique étant soit un singleton, soit un ensemble de pixels mutuellement voisins (Pieczynski, 2003). Un potentiel U_c est associé à chaque clique c

et sa valeur dépend des niveaux de gris (descripteurs) constituant la clique c , C étant l'ensemble des cliques. La figure 2 présente les systèmes de voisinages associés à l'espace bidimensionnel défini par une image satellitaire.

Ainsi l'énergie globale U de l'image est la somme des potentiels de toutes les cliques constituant l'image selon la formule suivante :

$$U = \sum_{c \in C} U_c, \quad (1)$$

et l'énergie locale U_s en un site comme la somme des potentiels de toutes les cliques U_c auxquelles il appartient :

$$U_s = \sum_{c \in C/s \in c} U_c. \quad (2)$$

Caractéristique d'un champ de Markov :

X est un champ de Markov si la probabilité conditionnelle locale en un site n'est fonction que de la configuration du voisinage du site considérée. Ainsi, le niveau de gris en un site ne dépend que des niveaux de gris des pixels voisins de ce site (hypothèse markovienne) :

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) = \frac{1}{Z} \exp(-\sum_{c \in C} U_c(x)) \quad (3)$$

Avec :

$$U_c(x) = U_c(x_t, t \in c), \quad (4)$$

$$Z = \sum_{x \in \Omega} \exp(-U(x)). \quad (5)$$

Z est une constante de normalisation appelée fonction de partition de Gibbs.

L'énergie globale d'un champ de Gibbs possède donc la propriété de se décomposer sous forme d'une somme d'énergies locales, qui permettront de déterminer les probabilités conditionnelles locales. Plus une configuration d'un champ de Markov (champ de Gibbs) a une énergie faible, plus elle est probable. Pour un champ de Markov de voisinage 4-connexe, l'énergie de la configuration x est sous la forme :

$$U(x) = \sum_{c=(s) \in C_1} U_c(x_s) + \sum_{c=(s,t) \in C_2} U_c(x_s; x_t). \quad (6)$$

Après la définition des fonctions de potentiels, et du champ de Markov, la prochaine étape est la réalisation du tirage d'une configuration c'est à dire une image en suivant la loi de probabilité de Gibbs caractéristique du champ de Markov défini. Le tirage de l'image suit une procédure d'échantillonnage.

Echantillonnage :

Ce tirage se fera à l'aide de deux algorithmes dont (Sigelle et Tupin, 2002) à savoir l'échantillonneur de Gibbs et l'algorithme de Metropolis. L'échantillonneur de Gibbs est un algorithme très utilisé en traitement d'images pour la synthèse de champs de Markov. Néanmoins, un algorithme antérieur et issu de la physique

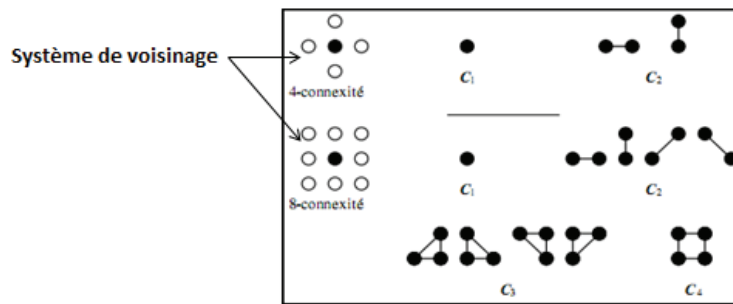


FIGURE 2 : Cliques associées à deux systèmes de voisinage en dimension 2.

statistique avait été mis au point dans les années 1950 par Metropolis (Metropolis et al., 1953).

Algorithme de Metropolis :

Cet algorithme repose sur un principe similaire à l'échantillonneur de Gibbs et il s'agit également d'un algorithme de relaxation probabiliste. Le principe est de construire également une suite d'images qui seront des tirages selon la loi du champ de Markov après un nombre suffisamment grand d'itérations. Mais la mise à jour en un site s'effectue de façon différente. Là encore, le principe est de construire une chaîne de Markov selon un certain noyau de transition (différent de celui intervenant dans l'échantillonneur de Gibbs).

Recherche de la configuration la plus probable :

Après l'échantillonnage s , une nouvelle réalisation est obtenue. Il peut être utile également de pouvoir calculer la ou les configurations les plus probables qui correspondent aux états d'énergie minimale. Il existe plusieurs méthodes pour trouver ces réalisations : des algorithmes déterministes, comme l'ICM, et des algorithmes stochastiques comme le recuit simulé. Le principe de ces échantillonneurs est de construire une chaîne de Markov selon un certain noyau de transition. Une nouvelle réalisation résulte de chaque application de ces algorithmes d'échantillonnage, il s'avère alors nécessaire de déterminer les configurations avec des états d'énergies minimales. Ces configurations sont obtenues à partir de l'algorithme de recuit simulé.

Recuit simulé :

Le recuit simulé fait intervenir un paramètre de température. Il s'agit d'un algorithme itératif qui construit la solution au fur et à mesure. Il procède par le choix d'une température initiale suffisamment élevée T_0 et d'une configuration X_0 donnée. Ensuite à une étape n donnée, une simulation de configurations X_n est produite pour la loi de Gibbs d'énergie à partir de la configuration précédente X_{n-1} . Cette simulation peut se faire par l'échantillonneur de Gibbs ou l'algorithme de Metropolis. Toujours à l'étape n la température T_n diminue lentement suivant la contrainte suivante

$T_n > \frac{C}{\log(1+n)}$. L'algorithme est arrêté lorsque le taux de changement obtenu est faible (Sigelle et Tupin, 2002). 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. Besag (1986) a proposé un autre algorithme beaucoup plus rapide : l'algorithme des modes conditionnels itérés (ICM).

Algorithme des modes conditionnels itérés (ICM) :

Cet algorithme est itératif et modifie à chaque étape les valeurs de X_s de l'ensemble des sites de l'image de façon déterministe contrairement aux autres qui étaient stochastiques. 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. Les modèles de champ de Markov les plus utilisés sont les modèles d'Ising et de Potts (Tupin et Sigelle, 2002). Pour le premier modèle l'espace des descripteur est binaire et le second intègre la notion de label qui servira à la classification des images.

Modèle de Potts : Il s'agit d'une extension du modèle d'Ising (Wu, 1982) 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 (Sigelle et Tupin, 2002). 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.

3.3.2. Validation de la classification

Elle consiste en un test statistique au niveau des surfaces occupées par chaque classe d'occupation du sol (Ratiarson et al., 2011) appuyé par un visite de terrain. Il s'agira de comparer les classes d'occupation du sol d'une année donnée, 2000, autre que les années des cartes établies, à celles d'une carte d'occupation du sol de la même année. Cette méthode statistique de validation de la classification est retenue pour la validation de la classification des cartes d'occupation du sol,

compte tenu des récentes critiques portant sur les limites des indices de Kappa (Kno, Klocation, Kquantity, Kstandard) développées dans les travaux de Pontius et Millones (2008). 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 sont indiquées par l'organigramme de la figure 3.

La détection des changements intervenus de 1986 à 2003, réalisée à partir d'une chaîne de Markov spécialisée fait l'objet du point suivant.

3.4. Modélisation de la dynamique de l'occupation du sol dans le secteur d'étude par un modèle de Markov spatialisé

La chaîne de Markov spécialisée résulte de la combinaison d'une chaîne de Markov observable et d'un automate cellulaire (Ladet et al., 2005).

3.4.1. Conception du modèle de Markov spatialisé

Le modèle proposé combine les approches suivantes : chaîne de Markov, et automate cellulaire. Selon la typologie des modèles de Sauvart (2003), le modèle utilisé dans ce travail est aléatoire et dynamique. Il se range dans la catégorie des simulations à temps discret (Coquillard et Hill, 1997).

Pour concevoir la chaîne de Markov observable, on considère que tout le passé du système se trouve résumé dans son état au dernier moment où on le connaît (propriété de Markov) ; le phénomène étudié est discret et le phénomène est homogène dans le temps et l'espace d'état du système est fini.

Le nombre d'états étant noté E . Ainsi la probabilité de l'état E_I à l'état E_J notée $P(E_J/E_I)$ est une fonction de 2 variables pouvant prendre chacune E valeurs possibles. L'ensemble des valeurs possibles de cette fonction peut être représenté par une matrice carrée $E \times E$. La matrice de transition se note : $A = A(ij)$ avec $A_{ij} = P(X_{n+1} = E_j / X_n = E_i)$.

L'occupation du sol est assimilée à une variable aléatoire X dont les états du système constituent les différentes réalisations. La fonction de probabilité permet de calculer la probabilité qu'une variable aléatoire X soit dans un état donné au temps $n + 1$ sachant qu'elle était dans un état connu au temps précédent n . La matrice de transition obtenue est indépendante du temps car compte tenu des considérations faites, la matrice de transition calculée entre les instants $n - 1$ et n est la même qu'entre les instants n et $n + 1$, les pas de temps étant égaux. Cette propriété confère le caractère stationnaire à la chaîne de Markov utilisée pour étudier la dynamique de l'occupation du sol (Ladet et al., 2005).

Les chaînes de Markov sont des modèles très utilisés pour étudier et simuler l'évolution temporelle d'un système à partir des probabilités de transition (Korotov et al., 2001). Pour tenir compte des contraintes spatiales, la chaîne de Markov est combinée à un automate cellulaire (Baltzer et al., 1998 ; Jenerette et al., 2001). Le principe de base de l'automate cellulaire consiste à prendre

en compte l'état des cellules voisines de celle considérée dans la définition de son état futur (Ladet et al., 2005). De cette combinaison résulte une chaîne de Markov spatio-temporelle qui intègre :

- Une composante temporelle traduite par une chaîne de Markov observable : l'état futur d'une cellule dépend de son état précédent ;
- Une composante spatiale traduite par l'automate cellulaire : l'état futur d'une cellule dépend de l'état des cellules voisines.

La chaîne de Markov ainsi spatialisée s'avère un outil privilégié pour étudier et simuler de façon réaliste le mode d'occupation du sol (Turner et al., 2003). Pour l'étude de la dynamique de l'occupation du sol, ces modèles de Markov ont été étendus au cas de données spatialisées pour inclure le voisinage comme facteur modifiant les probabilités de changement de l'état d'une portion d'espace.

Principe d'une chaîne de Markov spatialisée :

Une chaîne de Markov spatialisée résulte de la combinaison d'une chaîne de Markov et d'un automate cellulaire. La démarche adoptée comprend les principales étapes suivantes :

- déterminer de la matrice de transition entre les différents types d'occupation du sol qualifiés d'états du modèle ;
- faire intervenir l'automate cellulaire en appliquant un filtre de contiguïté pour traduire la dépendance spatiale due au voisinage ;
- faire des simulations en combinant les deux composantes du modèle traduits par les dépendances temporelle et spatiale qui sont les résultats des étapes précédentes (Collet, 2004).

Matrice de transition : La matrice obtenue comprend les probabilités de transition des classes d'occupation du sol qui traduisent les tendances de changement des différents types d'occupation du sol. La matrice de transition donne pour chaque classe la probabilité de rester dans cette classe ou de se changer en une autre. Ces probabilités facilitent l'analyse et permettent de prédire les changements futurs (Logsdon et al., 1996 ; Lopez et al., 2001).

Automates cellulaires : Les automates cellulaires intègrent la notion de voisinage dans le processus de prédiction de changements par le modèle. Par définition l'automate cellulaire est un ensemble de cellules dont l'état change en fonction de son état précédent et de ceux de ses voisins. Dans cette étude la contiguïté spatiale est traduite par l'application d'un filtre de taille 5×5 donné par la figure 4 :

Les valeurs de sortie sont des nombres réels entre 0 et 1. On applique le filtre sur des images booléennes de chaque état (catégorie d'occupation du sol) prédit par l'analyse de Markov. La dépendance spatiale est donc introduite dans la simulation sous forme d'un filtre qui mo-

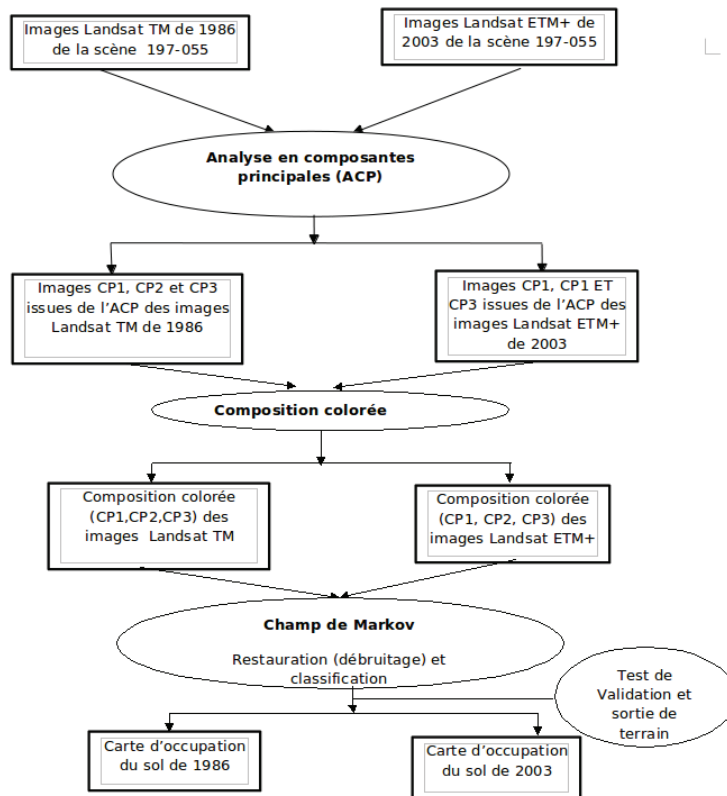


FIGURE 3 : Etapes de l'établissement des cartes d'occupation du sol de 1986 et 2000 du secteur d'étude.

		1		
	1	1	1	
1	1	1	1	1
	1	1	1	
		1		

FIGURE 4 : Filtre de contiguïté à voisinage étendu (5×5) utilisé dans l'automate cellulaire (Paegelow, 2004).

diffie le contenu d'une cellule de l'automate en fonction de ses voisins. Cette dépendance peut être uniforme.

3.4.2. Etude de la dynamique de l'occupation du sol de 1986 à 2003 par un modèle de Markov Observable

Les chaînes de Markov utilisées se basent sur l'emploi de deux images de la variable modélisée (t_{0-n} ; t_0) et produisent en sortie deux matrices de transition : l'une des probabilités, l'autre des surfaces de transition. A cela s'ajoute une image des probabilités de transition conditionnelle pour chaque état de la variable modélisée et ceci à chaque instant (itération). Le modèle de Markov observable ainsi défini est appliquée aux images Landsat TM et ETM+, datant respectivement de 1986 et 2003. Le modèle se base sur l'état de la variable modélisée aux instants d'apprentissage t_{0-n} et à t_0 et calcule les sorties suivantes :

- Matrice de probabilités de transition ;
- Matrice de surfaces de transition ;
- Ensemble d'images de probabilités conditionnelles (une image par état de la variable).

Les matrices de transitions obtenues ainsi que l'ensemble d'images offrent une meilleure description des tendances de changement et l'interaction entre les différentes classes d'occupation du sol de 1986 à 2003. Cela permet de prédire les changements futurs (Logsdon et al., 1996). Ces résultats intermédiaires constitueront les données d'entrée du modèle de Markov spatialisé pour la deuxième étape qui vise à faire une prévision du mode d'occupation du sol à l'horizon 2020 (Ladet et al., 2005).

3.4.3. Validation du modèle de Markov spécialisé

Elle a consisté en la comparaison pour une même date d'une carte d'occupation du sol simulée par le modèle à une date qui n'a pas servi à la calibration du modèle, à une carte d'occupation du sol réelle (Paegelow et al., 2004). Pontus et al. (2004) montrent l'intérêt d'une telle comparaison statistique entre ces cartes car cela éviterait la subjectivité et le manque de précision d'une approche comparative purement visuelle entre une carte de référence et la simulation. L'intérêt est porté pendant le processus sur la quantification des erreurs et des prédictions correctes (Maestriperieri et Paegelow, 2013). Ce modèle de Markov spécialisé à travers son module de

prévision permet d'estimer un état futur à partir de l'état présent connu, en se basant sur l'observation des évolutions passées et leur probabilité (Antoni, 2006). Ce module permettra de faire des prévisions quant au mode d'occupation du sol en 2020 dans le département de Sinfra.

3.4.4. *Prévision du mode d'occupation du sol pour l'horizon 2020 par une chaîne de Markov spatialisée*

Pour cette deuxième étape, les données du modèle de Markov spatialisé sont constituées des données générées par le modèle à l'issue de la première étape à savoir la matrice de probabilité de transitions, les images de probabilités conditionnelles et la carte d'occupation du sol la plus récente, celle de 2003. La carte d'occupation du sol à l'horizon 2020 générée à l'issue de cette deuxième étape est accompagnée de deux autres types de données. Il s'agit de la matrice de probabilité de transition indiquant les différentes interactions entre les différentes classes d'occupation du sol de 2003 à 2020 et du vecteur d'équilibre qui précise le comportement asymptotique du mode d'occupation du sol à l'horizon 2020 (Ladet et al., 2005). Les différentes étapes résumant la modélisation et la prévision du mode d'occupation du sol dans le département de Sinfra sont données par l'organigramme de la figure 5.

4. Résultats et discussion

Dans cette partie du travail sont présentés les principaux résultats obtenus suivis d'une discussion.

4.1. Résultats et interprétation

Deux types de résultats sont présentés dans cette partie : les classes d'occupation du sol de 1986 et 2003 réalisées ainsi que les résultats de la détection des changements d'occupation du sol de 1986 à 2003. La carte d'occupation du sol prédit par le modèle à l'horizon 2020 fait également partie des résultats.

4.1.1. *Résultats du traitement des images satellitaires Landsat TM et ETM+*

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 décorrélérer 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 comme le montre la tableau 3.

Les trois premières composantes principales des images Landsat TM et ETM+ totalisent respectivement 97,4% et 94,7% de variance. Elles ont permis de réaliser les compositions colorées Cp 1, 2, 3 des figures 6 et 7.

4.1.2. *Résultats de la classification supervisée des TM et ETM+ par les champs de Markov*

Les cartes d'occupation du sol des figures 8 et 9 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, 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 8 et 9).

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

4.1.3. *Résultats de la validation de la classification*

Une visite de terrain dans la zone d'étude dans le mois d'avril 2013 a permis de faire des levés terrain. Les informations issues de cette visite d'étude ont servi à la validation de la classification.

Sur un total de 52 sites à visiter 50 ont pu être visités avec plusieurs classes correspondantes. 46 sites ont été reconnus sur 50 prévus. 10 sites reconnus sur 13 pour la classe "forêt", 18 contre 18 pour la classe "forêt claire et culture", 7 contre 7 pour la classe "exploitation" et 11 classes contre 12 pour la classe "sol nu et localités". Cela donne un pourcentage de réussite de 92%, comme le montre la figure ci-dessous.

4.1.4. *Résultats de l'étude de la dynamique du mode d'occupation du sol de 1986 à 2003 par une chaîne de Markov*

Les probabilités de transition d'une classe d'occupation du sol à une autre sont données par la matrice de transition ci-dessous (tableau 4).

La matrice de transition obtenue (tableau 4) donne la probabilité de changement d'une classe d'occupation du sol en une autre. Ainsi la classe Exploitation enregistre la probabilité de non changement la plus faible, c'est à dire 0,0928. Elle représente ainsi la classe la plus instable. Cette classe se transforme en mosaïque forêt claire et culture à hauteur de 40% environ et en forêt à 38% environ. La classe Exploitation regroupe toutes les activités anthropiques autres que les activités champêtres. Après la classe Exploitation, vient la classe Forêt claire et culture avec la probabilité de non changement la plus faible soit 0,1404. Cela témoigne d'une activité anthropique dense dans la zone d'étude. La mosaïque forêt claire et culture se transforme plus en forêt (45,67%) qu'en exploitation (36,74%). Une très bonne

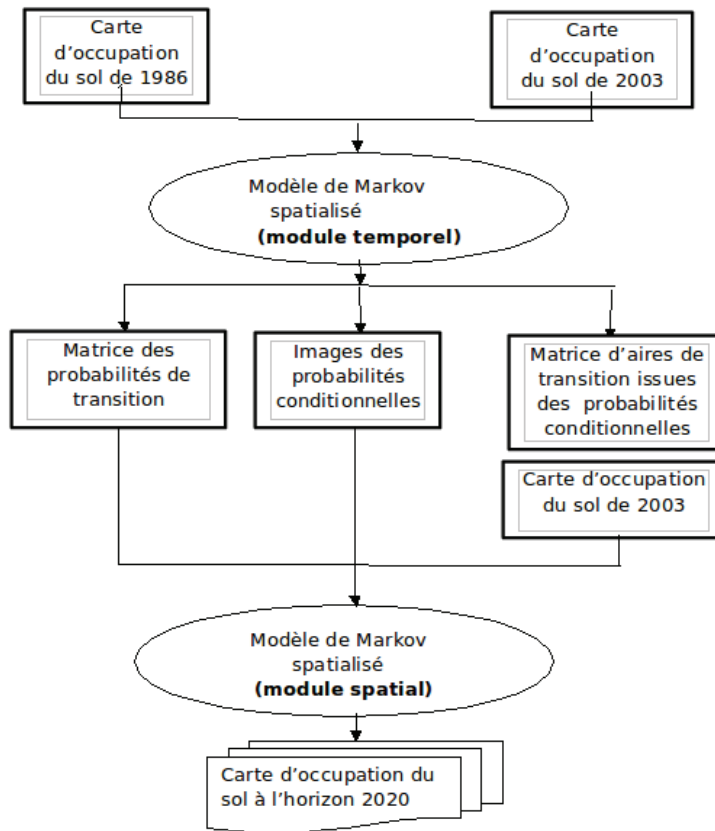


FIGURE 5 : Organigramme résumant les grandes étapes de la modélisation et la prévision du mode d'occupation du sol.

	Composantes principales	C1	C2	C3	Totaux (%)
Variance (%)	ETM+	69,209396	25,701570	2,493969	94,7
Variance (%)	TM	59,152704	21,936594	13,636406	97,4

TABLEAU 3 : Pourcentage de variance de trois premières composantes issues de l'ACP des images Landsat TM de 1986 et ETM+ de 2003.

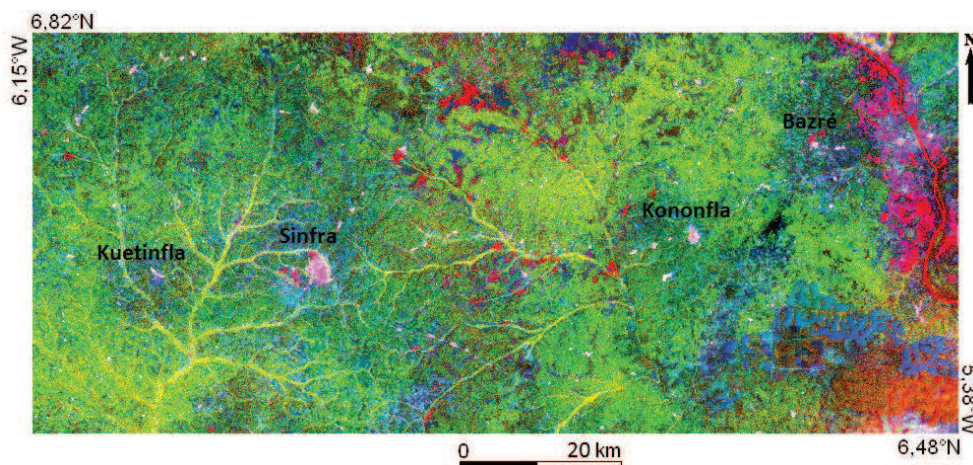


FIGURE 6 : Composition colorée à partir des cp1, 2, 3 des images Landsat TM totalisant 97,4% des informations.

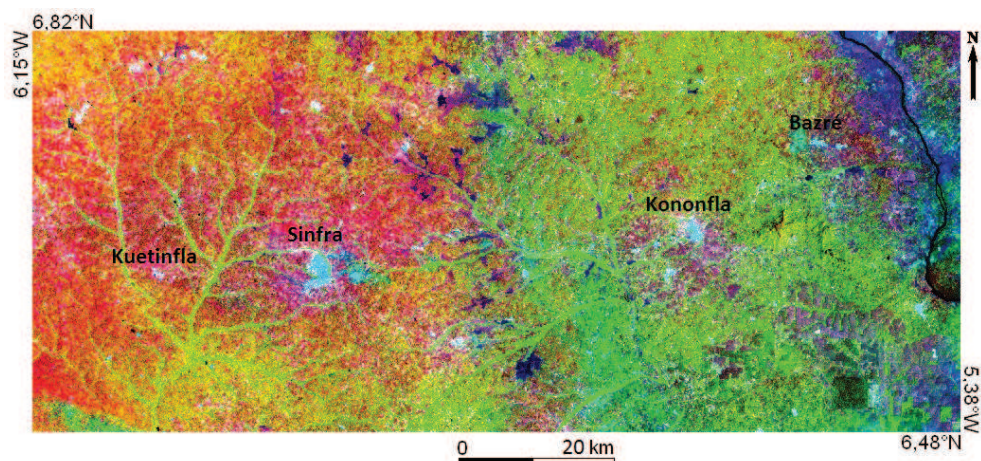


FIGURE 7 : Composante colorée obtenue à partir des cp1,2 et 3 des images Landsat ETM+ totalisant 97,4% des représentant 94,7% des informations Les deux compositions colorées ainsi obtenues ont servi de support à la classification supervisée par un champ de Markov.

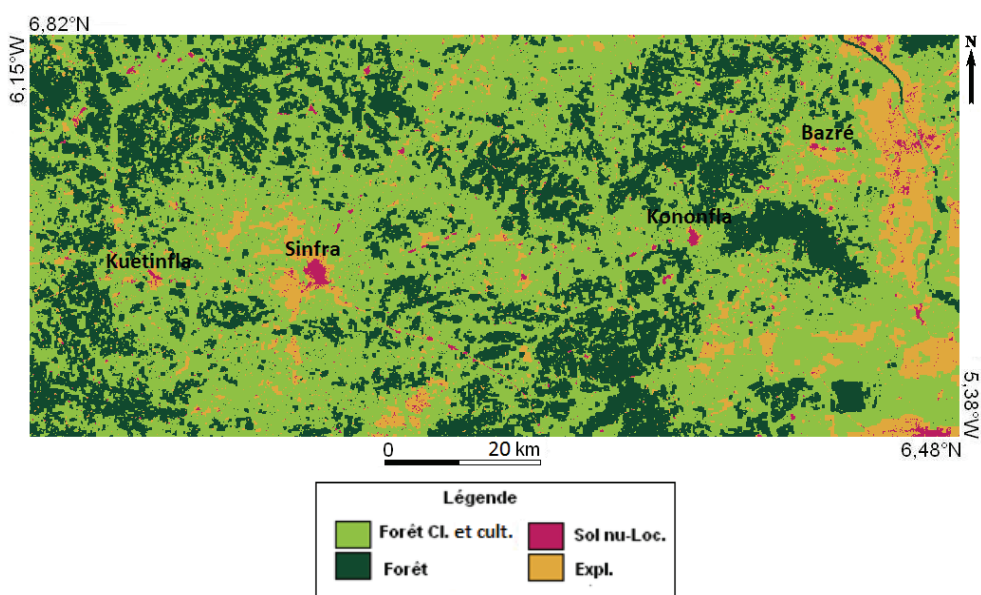


FIGURE 8 : Image Landsat TM de 1986 classifiée à l'aide d'un champ de Markov (méthode d'échantillonnage : algorithme de Metropolis).

	Forêt	Forêt Cl.	Expl.	Sol nu-Loc.
Forêt	0,3757	0,3019	0,2424	0,0800
For cl.& cul.	0,4567	0,1404	0,3674	0,0354
Expl.	0,3811	0,3945	0,0928	0,1317
Sol nu-Loc.	0,2715	0,4001	0,0740	0,2544

TABLEAU 4 : Matrice de probabilité de transition (**Forêt Cl.** : Forêt claire et cultures, **Expl.** : Exploitation due à l'activité humaine, **Sol nu-Loc.** : sols nus et localités).

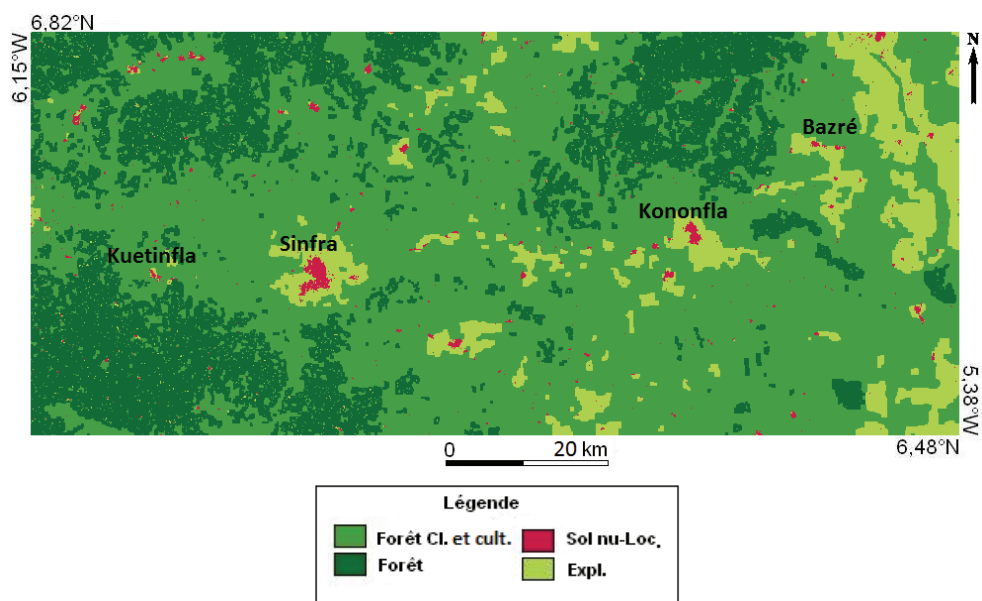


FIGURE 9 : Image Landsat ETM+ de 2003 classifiée à l'aide d'un champ de Markov (Méthode d'échantillonnage : algorithme de Metropolis).

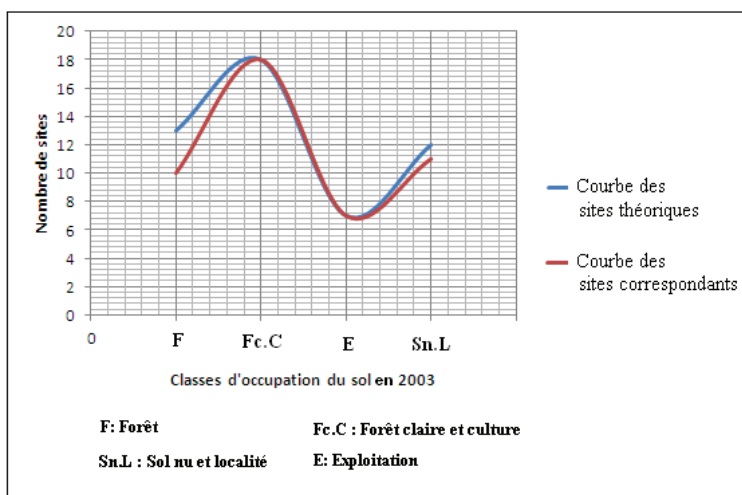


FIGURE 10 : Graphe des courbes des sites théoriques et correspondants.

Années → classes ↓	Superficie (ha)		
	1986	2003	Taux de changement (%)
Forêt	142 797	125 842	-6,3
For. Cl et Cult.	76 508	84 242	4,8
Exploitation	57 835	66 441	7
Sol nu et loc.	28 133	28 748	1,08
Totaux	305 273	305 273	

TABLEAU 5 : Taux de changement de l'occupation du sol de 1986 à 2003.

partie des sols nus et localités (40%) se transforme en forêt claire et culture sous l'effet des activités anthropiques y compris les activités champêtres. La classe Forêt est la classe la plus stable avec une probabilité de non changement de 0,3757. L'ordre de grandeur de cette probabilité montre que la forêt est beaucoup sollicitée. Elle est sollicitée pour les travaux champêtres, l'exploitation forestière abusive, les activités industrielles et toute autre activité anthropique. La zone étudiée est une zone d'intense activité agricole, cela explique la faible probabilité de non changement de la classe Forêt qui est de 0,3757. Il faut impérativement mettre en place un plan d'aménagement forestier pour utiliser de façon rationnelle les ressources forestières restantes. Si aucune action n'est entreprise, la forêt risque de disparaître et cela pourrait provoquer des dommages pour les populations du secteur d'étude vue qu'elles tirent l'essentiel de leur économie de l'exploitation de cette forêt. De 1986 à 2003, la forêt a disparu à hauteur de 11,76% et la superficie de la forêt claire s'est accrue de 10%. Les exploitations ont augmenté de 14,88% (Tableau 5). Le mouvement des populations, la construction de nouveaux habitats et l'urbanisation dans son ensemble ont occupé 2,16% du département de 1986 à 2003.

Le tableau 5 indique le taux de changement de chaque classe d'occupation du sol de 1986 à 2003, obtenue à partir de la matrice des aires conditionnelles.

La représentation de ces taux de changement est donnée par la figure 11.

Selon cette figure le taux de changement absolu le plus élevé concerne la classe Exploitation (7%) suivie de la classe Forêt (6,3%). Cela témoigne de l'intensité des activités anthropiques et de la pression exercée sur la forêt pendant cette période de 1986 à 2003. La forêt claire et les cultures connaissent également une augmentation d'aire compte tenu de l'intensification des activités champêtres. Le taux de changement le plus faible (1,08%) présenté par la classe sol nu et localité (1,08%) montre qu'il n'y a pas eu de changement notable concernant cette classe.

Le comportement asymptotique du mode d'occupation du sol dans le secteur d'étude est révélé par l'état stable

Années → classes ↓	Aire (ha)		
	2002 réelle	2002 simulée	Erreur de prédiction (%)
Forêt	131 196	132 007	0,308
For. Cl et Cult.	81 387	82 575	0,724
Exploitation	64 303	62 513	-1,41
Sol nu et loc.	28 387	28 178	0,37
Totaux	305 273	305 273	

TABLEAU 6 : Comparaison des valeurs d'aire observées et simulées des classes d'occupation du sol en 2002.

du système qui est donné par le vecteur d'équilibre.

Le vecteur d'équilibre Π donne la proportion de chaque classe d'occupation du sol à long terme : $\Pi = \{P(1); P(2); P(3); P(4)\}$ soit $\Pi = \{0,47; 0,25; 0,19; 0,09\}$. L'analyse du vecteur d'équilibre révèle qu'environ la moitié de la zone d'étude sera couverte à long terme par la forêt (47%) et le quart (25%) représentera la forêt claire. Cela dénote de l'importance et l'ampleur des activités agricoles.

Evolution du mode d'occupation du sol à l'horizon 2020 :

Le test de validation du modèle qui a consisté en la comparaison des aires observées et simulées de 2002, une année n'ayant pas servi à calibrer le modèle a montré qu'il n'y a pas de différence significative entre les données réelles et les données simulées (tableau 6).

La représentation de la proportion d'aire mal prédite par le modèle pour chaque classe d'occupation du sol est donnée par la figure 12.

La valeur absolue la plus élevée de l'erreur de prédiction concerne la classe Exploitation due à la très grande variété des activités définissant cette classe. Cela s'explique par la valeur de probabilité de non changement (0,0928) la plus faible donnée par la matrice de transition (tableau 4). La valeur moyenne absolue de l'erreur de prédiction est de 0,703% et est inférieure à 1%. Ainsi la différence entre les valeurs observées et simulées n'est pas significative par conséquent le modèle de Markov spatialisé traduit la réalité.

Prévision du mode d'occupation du sol à l'horizon 2020 :

La carte d'occupation du sol prédite par le modèle à l'horizon 2020 (figure 13) montre qu'à cette date la grande partie de la forêt sera située à l'ouest soit juste dans la localité de Kuetinfla. La mosaïque forêt claire culture ainsi que les exploitations occuperont toute la partie centrale ainsi que l'Est. Les sols nus et les localités ne connaîtront pas un grand changement sauf dans la ville de Sinfra qui connaîtra une augmentation de superficie due à l'urbanisation.

Le vecteur d'équilibre décrit l'état stable en 2020, il donne la composition de l'état de surface à l'horizon

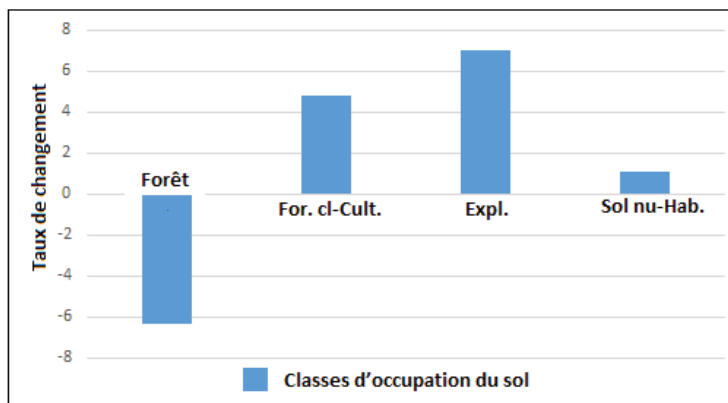


FIGURE 11 : Evolution du taux de changement d'occupation du sol de 1986 à 2003.

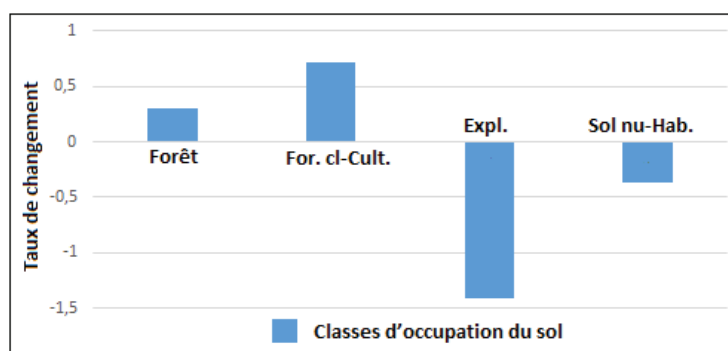


FIGURE 12 : Erreur de prédiction pour chaque classe, par le modèle.

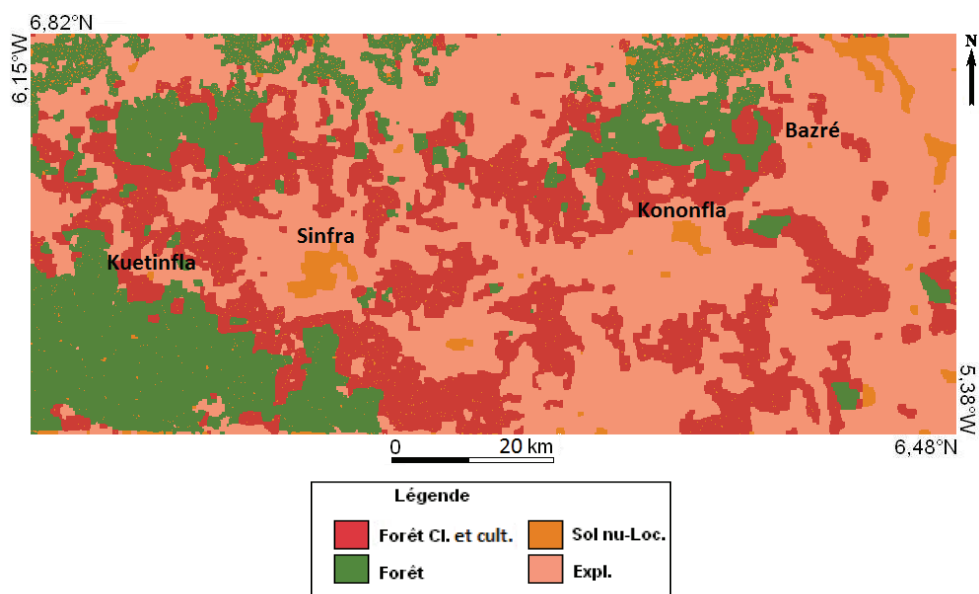


FIGURE 13 : Prédiction du mode d'occupation du sol pour l'horizon 2020, à partir d'une chaîne de Markov couplée à un automate cellulaire.

Années → classes ↓	Aire (ha)		Taux de changement (%)
	2003	2020	
Forêt	125 842	114 854	-4,56
For. Cl et Cult.	84 212	94 272	5,64
Exploitation	66 441	73 845	5,28
Sol nu et loc.	28 740	22 236	-12,76
Totaux	305 273	305 273	

TABLEAU 7 : Préviction du taux de changement par classe de 2003 à 2020.

2020. A l'horizon 2020, le territoire du secteur d'étude sera recouvert d'environ 37% de forêt. Et 30% seront constitués d'une mosaïque forêt-claire et culture comme le montre le vecteur d'équilibre II : $\Pi = 0,376; 0,309; 0,242; 0,073$.

Préviction des changements de 2003 à 2020 :

L'analyse des différentes composantes de ce vecteur d'équilibre montre qu'en 2020 la forêt diminuera et ne couvrira que 37,6% du territoire étudié contre 47% en 2003. La forêt claire augmentera de superficie et elle représentera 30,9%. Les exploitations s'accroîtront également et couvriront 24,2%. Les sols nus et localités par contre diminueront à 7,3%. De 2003 à 2020, selon le modèle de chaîne de Markov spatialisée, la forêt diminuera de 8,73%, la forêt claire augmentera de 11,95%, les exploitations s'accroîtront de 11,14%. La diminution des sols nus sera de 22,6%. Le tableau 7 indique une préviction du taux de changement de chaque classe de 2003 à 2020.

Le taux de changement de l'occupation du sol prévu de 2003 à 2020 permet d'obtenir le graphique ci-dessus.

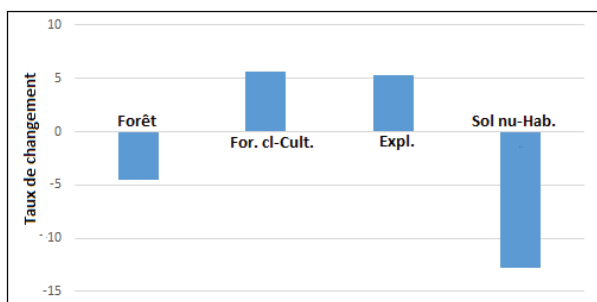


FIGURE 14 : Préviction du taux de changement de l'occupation du sol de 2003 à 2020.

Selon la figure 14, le modèle prévoit de 2003 à 2020 une évolution absolue d'environ 5% des superficies occupées par la forêt, la mosaïque forêt claire, culture

Classes	Superficie		
	1986	2003	2020
Forêt	142 616	125 842	114 854
Forêt cl. et cult.	76 508	84 212	94 272
Exploitations	57 833	66 441	73 845
Sol nu et loc.	28 133	28 740	22 236

TABLEAU 8 : Superficie en hectare et par année des classes d'occupation du sol pour les années 1986, 2003 et 2020.

Période → Classes ↓	Taux de changement (%)		
	1986-2003	2003-2020	1986-2020
Forêt	-6,3	-4,56	-10,34
Forêt cl. Et Cult.	4,8	5,64	11,053
Exploitations	7	5,28	12,88
Sol nu et Loc.	1,08	-12,76	-10,37

TABLEAU 9 : Préviction du taux de changement de l'occupation du sol de 1986 à 2020.

et les exploitations. Les sols nus ainsi que les localités connaîtront une diminution de 12% de leur surface.

Evolution de l'occupation du sol de 1986 à 2020 :

Le tableau 8 donne l'évolution des surfaces des classes d'occupation du sol de 1986 à 2020.

La simulation de l'évolution de l'occupation du sol de 1986 à l'horizon 2020 montre que si les probabilités de transitions d'une classe d'occupation du sol à une autre restaient constantes au cours du temps, les superficies couvertes par la forêt et les sols nus et localités connaîtraient respectivement une diminution d'environ 17774hectares et une augmentation de 607hectares. Alors la forêt claire et les cultures et exploitation augmenteraient respectivement de 7704 et 8608 hectares. La réduction des forêts s'effectuerait en faveur des exploitations agricoles et de toute autre activité anthropique. Les prévisions montrent également qu'en 2020 la forêt ne couvrira qu'environ le tiers du secteur d'étude. L'analyse des valeurs présentées par le tableau 8 a permis de calculer les différents taux de changements des classes d'occupation du sol sur toute la période d'étude (Tableau 9).

La représentation des différents taux de changement par classe et par période est donnée par la figure 15.

Selon la figure ci-dessous, les superficies de la forêt et des sols nus et localités régresseront d'environ 10%. La superficie de la forêt claire et de la culture ainsi que celle des exploitations augmenteront respectivement d'environ 11% et 13%.

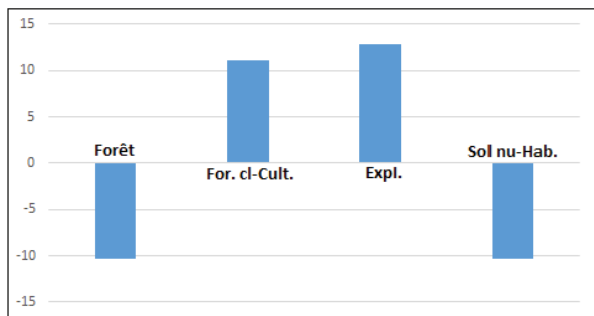


FIGURE 15 : Evolution du taux de changement des classes d'occupation du sol de 1986 à 2020.

5. Discussion

Les modèles de Markov sont au nombre des modèles permettant de résoudre le problème d'incertitude et d'imprécision contenus 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'oeil humain. La force ou l'efficacité des Modèles de Markov cachés (HMM) dépendent de deux éléments : les états et l'estimation des paramètres (Benmiloud et Pieczynski, 1997). 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 Pieczynski (1994, 2002, 2003, 2004, 2005), Derrode et Pieczynski (2004, 2013), Carincotte (2005) à savoir les chaînes, champs, arbres de Markov, les modèles de Markov couples et triplets ainsi les modèles de Markov couplés à 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 (Geman et Graffigne, 1987 ; Pieczynski, 1994 ; Pieczynski et Cahen, 1994, 2003 ; Pieczynski, 2003 ; Pérez, 1998 ; Fjortoft et al., 2003 ; Djaouti et al., 2007) 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+. Cette opération de transformation d'images a permis de regrouper sur les images à classer 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 (Pieczynski, 2003). Les modèles markoviens sont des modèles stochastiques (Lopez et al., 2001) qui décrivent la variabilité d'un phénomène à l'aide des probabilités, prenant ainsi en compte la nature aléatoire du phénomène étudié. Dans ce travail de recherche le modèle de Markov utilisé est une chaîne de Markov observable, qui a été combinée à un automate cellulaire. Le modèle qui en résulte est un modèle de Markov spatio-temporel qualifié d'une chaîne de Markov spatialisé. Ce modèle a pour avantage d'inclure la dépendance spatiale et la dépendance temporelle. Cette chaîne de Markov spatialisée a été utilisée dans plusieurs travaux antérieurs pour analyser et prévoir la dynamique du mode d'occupation du sol (Largouët et Cordier, 2000 ; Paelgelow, 2003, 2004 ; Ladet et al., 2005 ; Antony, 2006 ; Doyen, 2007 ; Ratiarson et al., 2011). Pour inclure les déterminants exogènes qui pourraient modifier le degré de dépendance entre les classes d'occupation du sol, certains auteurs ont ajouté une dépendance thématique au modèle (Dischinger, 2004 ; Ladet, 2005 ; Antony, 2006). Dans le cadre de nos travaux de recherche, il n'a pas été nécessaire d'ajouter cette composante car les déterminants ou facteurs exogènes ne sont pas prépondérants selon les connaissances de la réalité du terrain.

6. Conclusion

La classification des images satellitaires Landsat TM et ETM+ par les champs de Markov a permis de prendre en compte les aléas liés à la formation de l'image. Cet avantage a permis d'obtenir des résultats reflétant la réalité du terrain améliorant ainsi le processus de classification d'image. Les cartes d'occupation du sol issues de la classification de ces images multispectrales ont servi, à travers une chaîne de Markov spatialisée, à l'étude de la dynamique de l'occupation du sol dans le secteur d'étude de 1986 à 2003 et à faire une prévision de l'occupation du sol pour l'horizon 2020. L'intégration dans le modèle d'un automate cellulaire a permis de spatialiser en tenant compte du voisinage, les probabilités obtenues à partir de la chaîne de Markov. L'ajout de la composante spatiale dans le processus de modélisation de l'occupation du sol a permis de décrire l'interaction entre les différents modes d'occupation du sol et ensuite de faire des prévisions reflétant la réalité. Ainsi jusqu'en 2003 la forêt couvrait environ la moitié de la superficie du secteur étudié (47%) et la pression anthropique s'exerçait sur 54,43% des ressources forestières. Les prévisions montrent également qu'en 2020 la forêt ne couvrira que le tiers de la zone d'étude (37,6%) et la pression anthropique augmentera.

Il ressort alors de cette étude que les ressources forestières du secteur d'étude sont fortement menacées et risquent de disparaître si aucune mesure n'est prise

pour y remédier et gérer de façon rationnelle des ressources restantes. Pour intégrer les facteurs exogènes dans la modélisation, on pourrait utiliser les modèles de Markov homogènes par période ou non-homogènes dont les probabilités de transition varient dans le temps et ne sont pas les paramètres directs du modèle mais sont plutôt des fonctions "paramétrées" de l'état précédent et d'autres paramètres de conditionnement.

Références

- Ayad, Y.M., 2005. Remote sensing and GIS in modeling visual landscape change : a case study of the northwestern arid coast of Egypt. *Landscape and urban planning* 73 :307-325.
- Singh, A., 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of remote sensing* 10(6) :989-1003.
- Antoni J.P., 2006. Calibrer un modèle d'évolution de l'occupation du sol urbain. L'exemple de Belfort, Cybergeo : *European Journal of Geography*. URL : <http://www.cybergeo.eu/index2436.html>
- Berberoglu, S. and Akin, A., 2009. Assessing different remote sensing techniques to detect land use/cover changes in the eastern Mediterranean. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 11(1) :46-53.
- Bouyahia Z., Benyoussef L. and Derrode S., 2008. 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* 2(1).
- Benboudjema D., Tupin F., Pieczynski W., Sigelle M. and Nicolas J.M., 2007. 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.
- Berthod M., Kato Z., Yu S. and Zerubia J., 1996. Bayesian Image Classification Using Markov Random Fields. *Image and Vision Computing* 14 :285-295.
- Balzer H., Braun P. and Kohler W., 1998. Cellular Automata models for vegetation dynamic. *Ecological Modelling* 107 :113-125.
- Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K. and Muys, B., 2004. Digital change detection methods in ecosystem monitoring : a review. *International Journal of Remote Sensing* 25(9) :1565-1596.
- Chen, S., Chen, L., Liu, Q., Li, X. and Tan, Q., 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* 48 :65-83.
- Carincotte C., Derrode S. and Bourennane S., 2006. Unsupervised change detection on SAR images using fuzzy hidden Markov chains, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44(2) :432-441.
- Cauvet C. and Rosenthal-Sabroux C., 2001. *Ingénierie des Systèmes d'Information*, Paris, Hermes Sciences Publications, 353 p.
- Collet C., 2004. *Analyse spatiale, géomatique et systèmes d'Information géographique*. Géomatique et analyse spatiale, Journées Cassini 2004, Grenoble, France, 2-4 Juin 2004.
- Coquillard P. and Hill D.R.C., 1997. *Modélisation et simulation d'écosystèmes*. Des modèles déterministes aux simulations à événements discrets, Paris, France, Edition Masson.
- Derrode S. and Pieczynski W., 2004. Unsupervised signal and image segmentation using pairwise Markov chains. *IEEE Transactions on Signal Processing* 52(9) :2477-2489.
- Derrode S. and Pieczynski W., 2013. Unsupervised data classification using pairwise Markov chains with automatic copulas selection. *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 63, pp. 81-98, July 2013.
- Derrode S., 2011. Chaîne de Markov couple et sélection de copules. Application en segmentation d'images. Séminaire du GDR ISIS, 30 et 31 mars 2011, Paris, France.
- Dischinger C., 2004. 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, Switzerland.
- Djaouti S.M., Koudache A. and Boudaieb A., 2007. Champs de Markov pour la segmentation des images polarimétriques, Centre universitaire Mustapha Stambouli, Mascara, Algeria, Schedae, Prépublication n° 35 Fascicule n° 2.
- Doyen L., 2007. Robust parametric reachability for timed automata. *Information Processing Letters* 102 :208-13.
- Derrode S., 2012. Introduction aux Modèles Markoviens pour le Signal et l'Image, Master Recherche Optique, Photonique, Signal et Image Option Signal-Image, Version 1.3, 75p.
- Wu, F.Y., 1982. The Potts model. *Reviews of Modern Physics* 54(1) :235-267.
- Erwann I., Metzger P., Martignac C., Lortic B. and Durieux L., 2007. Les dynamiques d'occupation du sol à la Réunion, Cirad, Université de la Réunion, IRD, M@ppemonde 86 (2007.2), <http://mappe-monde.mgm.fr/num14/articles/art07205.html>
- Gilles Lajoie G. and Hagen Z.A., 2007. La simulation de l'étalement urbain à La Réunion : apport de l'automate cellulaire Metronamica® pour la prospective territoriale, Cybergeo : *European Journal of Geography*. URL : <http://cybergeo.revues.org/index11882.html>
- Geman S. and Graffigne C., 1987. Markov Random Field image models and their applications to computer vision, In *Proceedings of the International Congress of Mathematicians*, Berkeley, USA.
- Fjortoft R., Delignon Y., Pieczynski W., Sigelle M. and Tupin T., 2003. Unsupervised classification of radar images using hidden Markov chains and hidden Markov random fields. *IEEE Transactions on Geoscience and*

- Remote Sensing 41(3) :675-686. Houet, T., 2006. 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. *Noréis*, n°198/1, pp.35-47.
- Jensen, J.R., 2005. *Introductory digital image processing, a remote sensing perspective* (3ème édition). Prentice-Hall, London, UK, 526 p.
- Jenerette D., Wu J., 2001. Analysis and simulation of land-use change in the central Arizona-Phoenix region, USA, *Landscape Ecology* 16 :611-626.
- Kilic, S., Evrendilek, F., Berberoglu, S. and Demirkesen, A., 2006. Environmental monitoring of land-use and land-cover changes in a Mediterranean region of Turkey. *Environmental monitoring and assessment* 114(1-3) :157-168.
- Käyhkö, N., Fagerholm, N., Asseid, B. S. and Mzee, A. J., 2011. Dynamic land use and land cover changes and their effect on forest resources in a coastal village of Matemwe, Zanzibar. *Tanzania Land Use Policy* 28(1) : 26-37.
- Kato Z., 1994. *Modélisations markoviennes multirésolutions en vision par ordinateur. Application à la segmentation d'images SPOT*. PhD Thesis, INRIA, Sophia Antipolis, France.
- Kato Z., Zerubia J. and Berthod M., 1992. Satellite Image Classification Using a Modified Metropolis Dynamics. In : *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, volume 3, San-Francisco, California, USA, pages 573-576, March 1992.
- Kato Z., Chuen P.T. and Chung M.L., 2001. Color Image Segmentation and Parameter Estimation in a Markovian Framework. *Pattern Recognition Letters* 22(3) :309-321.
- Korotkov V., Logofet D. and Loreau M., 2001. Succession in mixed boreal forest of Russia : Markov models an Non-markov effects. *Ecological Modelling* 142 :25-38.
- Ladet S., Deconchat M., Monteil C., Lacombe J.P. and Balent G., 2005. Les chaînes de Markov spatialisées comme outil de simulation, *Geomatique-15/2005*. Cassini'04, pp 159-173.
- Lu, D., Mausel, P.Brondizio, E. and Moran, E., 2003. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 25(12) :2365-2407.
- Lecerf, R., 2008. *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)*. PhD thesis, Université de Rennes 2, France 326 p.
- Largouët C. and Cordier M.O., 2000. Modélisation par automate temporisé pour aider à l'identification de l'occupation du sol. In : *RFIA*, vol. 2, pp.285-294.
- Longdon M.G., Bell E.J. and Westerlund F.V., 1996. Probability mapping of land use change : a GIS interface for visualizing transition probabilities. *Computer, Environment and Urban Systems* 20 :389-398.
- Lopez E., Bocco G., Mendoza M. and Duhau E., 2001. Predicting land-cover and luse-use change in the urban fringe a case in Morelia city, Mexico. *Landscape and Urban Planing* 55 :271-285.
- Mas, J.-F., 2000. Une revue des méthodes et des techniques de télédétection du changement. *Canadian Journal of Remote Sensing* 26(4) :349-362.
- Muttitanon, W. and Tripathi, N.K., 2005. Land use/land cover changes in the coastal zone of Ban Don Bay, Thailand using Landsat 5 TM data. *International Journal of Remote Sensing* 26(11) :2311-2323.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, N. M., Teller, A. H. and Teller, E., 1953. Equation of state calculations by fast computing machines. *J. Chemical Physics* 21 :1087-1091.
- Maestriperi N. and Paegelow M., 2013. Validation spatiale de deux modèles de simulation : l'exemple des plantations industrielles au Chili, *Cybergeo : European Journal of Geography*. URL : <http://cybergeo.revues.org/26042>.
- Olmedo C.T., Paegelow M. and Martínez G.P., 2007. Modélisation géomatique rétrospective des paysages par évaluation multicritères et multiobjectifs , *Cybergeo : Revue européenne de géographie - Systèmes, modélisation & géostatistiques*, N°365, 9 mars 2007.
- Pieczynski W. and Desbouvries F., 2005. On triplet Markov chains, *International Symposium on Applied Stochastic Models and Data Analysis*, (ASMDA 2005), Brest, France.
- Pieczynski W. and Cahen J.M., 1994. Champs de Markov sous cachés et segmentation d'images, *Revue de Statistique Appliquée* 42(3) :13-31.
- Pieczynski W., 2004. 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* 339(11) :797-802.
- Pieczynski W., 2002. Arbres de Markov Couple, Pairwise Markov Trees, *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences - Mathématique, Série I, Vol. 335, No. 1*, pp. 79-82.
- Pieczynski W., 2003. Modèles de Markov en traitements d'images. *Traitement du Signal* 20(3) : 255-278.
- Paegelow M., (2003). Prospective modelling with GIS of land cover in Mediterranean mountain regions. 6th AGILE Conference on GIScience, 24-26 avril 2003, Lyon, France.
- Paegelow M., Camacho Olmedo M.T. and Menor Toribio J., 2004. Modelizacion prospectiva del paisaje mediante Sistemas de Informacion Geografica. *GEOFOCUS* n° 3 p 22-44.
- Paegelow M. and Camacho Olmedo M.T., 2004. 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*
- Pontius R.G. and Millones M., 2008. Problems and solutions for kappa-based indices of agreement. In : *International Conference Studying, Modeling and Sense*

- Making of Planet Earth, Mytilene, Lesvos, Greece.
- Pérez P., 1998. Markov random fields and images. *CWI Quarterly* 11(4) :413-437.
- Pieczynski W., 2002. Chaînes de Markov Triplet, *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences - Mathématiques*, Paris, Ser. I 335, pp. 275-278.
- Pieczynski W. and Cahen J.M., 1994. Champs de Markov flous cachés et segmentation d'images. *Revue de Statistique Appliquée* 42(3) :13-31.
- Pony O., Zerubia J. and Descombes X., 2000. Classification d'images satellitaires hyperspectrales en zone rurale et périurbaine. INRIA Technical Report n°4008.
- Paegelow M., Villa N., Cornez L., Ferraty F., Ferré L. and Sarda P., 2013. Modélisations prospectives de l'occupation du sol. Le cas d'une montagne méditerranéenne. *Cybergeo : European Journal of Geography*. URL : <http://cybergeo.revues.org/2811>.
- Paegelow M., Villa N., Cornez L., Ferraty F., Louis Ferré L. and Pascal Sarda P., 2004. Modélisations prospectives de l'occupation du sol. Le cas d'une montagne méditerranéenne. *Cybergeo : European Journal of Geography*. URL : <http://cybergeo.revues.org/2811>.
- Quelle H.C., Boucher J.M. and Pieczynski W., 1996. Adaptive parameter estimation and unsupervised image segmentation. *Machine Graphics & Vision* 5(4) :613-631.
- Raherinirina A.F., 2013. Modélisation markovienne des dynamiques d'usage des sols, Cas des parcelles situées sur le bord du corridor forestier. PhD thesis, Université de Fianarantsoa, Madagascar, 125 p.
- Ratiarson V., Hervé D., Rakotoasimbahoaka C.R. and Müller J.P., 2011. 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* 20 : 274-9.
- Rechid N., Khelifa A., Toumi A., Taleb A., Mimi M. and Benmahammed K., 2011. Segmentation non supervisée d'images basée sur les modèles de Markov cachés, *Courrier du Savoir* N°12, pp.39-45.
- Singh, A., 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing* 10(6) :989-1003.
- Sigelle M. and Tupin F., 2002. Champs markoviens en Traitement d'Image. Département Traitement de Signal et des Images. Télécom ParisTech, Paris, France.
- Sparfel L., 2011. Etude des changements d'occupation des sols dans la zone côtière à partir de données hétérogènes : application au Pays de Brest. PhD thesis, Université de Bretagne occidentale, France.
- Sarr M.A., 2009. Cartographie des changements de l'occupation du sol entre 1990 et 2002 dans le nord du Sénégal (Ferlo) à partir des images Landsat C ybergeo : *European Journal of Geography*. URL : <http://cybergeo.revues.org/22707>.
- Shalaby, A. and Tateishi, R., 2007. Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land-use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt. *Applied Geography*, n°27, pp.28-41.
- Turner B.L. and Geoghegan J., 2003. 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*, J.Fox, V.Mishar, R. Rindfuss, et S. (eds), Amsterdam, Kluwer Academic Publisher, p.31-60.
- Van Oort, P.A.J., 2007. Interpreting the change detection error matrix. *Remote Sensing of Environment* 108 :1-8.
- Voisin A., 2012. Classification supervisée d'images d'observation de la Terre à haute résolution par utilisation de méthodes markoviennes. PhD thesis Université de Nice - Sophia Antipolis, France, 174p.
- Xiao, J., Shen, Y., Ge, J., Tateishi, R., Tang, C., Liang, Y. and Huang, Z., 2006. Evaluating urban expansion and land use change in Shijiazhuang, China, by using GIS and remote sensing. *Landscape and urban planning* 75 :69-80.
- Zhan, X., Sohlberg, R.A., Townshend, J.R.G., DiMiceli, C., Carroll, M.L., Eastman, J.C., Hansen, M.C. and DeFries, R.S., 2002. Detection of land cover changes using MODIS 250m data. *Remote Sensing of Environment* 83 :336-350.
- Zhang, Q., Wang, J., Peng, X., Gong, P. and Shi, P., 2002. Urban built-up land change detection with road density and spectral information from multi-temporal Landsat TM data. *International Journal of Remote Sensing* 23(15) :3057-3078.