

# Fouille de paysages agricoles : analyse des voisinages des successions d'occupation du sol

Jean-François Mari<sup>1</sup>

El Ghali Lazrak<sup>2</sup>

Marc Benoît<sup>2</sup>

<sup>1</sup> LORIA, UMR CNRS 7503 et INRIA-Grand Est

<sup>2</sup> INRA, UR 055, SAD ASTER

LORIA, UMR CNRS 7503 et INRIA-Grand Est

B.P. 239, F-54506 Vandœuvre-lès-Nancy

*jfmari@loria.fr*

INRA, UR 055, SAD ASTER

domaine du Joly, F-88500 Mirecourt

*{lazrak, benoit}@mirecourt.inra.fr*

## Résumé

Nous présentons deux approches stochastiques à l'aide de modèles de Markov cachés (HMM) pour décrire les relations de voisinages entre successions d'occupation du sol dans un paysage agricole représenté par sa mosaïque de parcelles. Une première approche qualifiée de temporo-spatiale recherche à l'aide d'un HMM des classes de successions d'occupation du sol qui sont par la suite localisées. Ces dernières s'agglomèrent au sein de régions compactes (ou patches). Nous présentons une méthode de clustering spatial qui représente les patches à l'aide de deux distributions : une distribution qui représente l'homogénéité spatiale et l'autre, l'influence des voisinages à la lisière des patches. La deuxième approche analyse les dépendances spatio-temporelles représentées par le graphe du système de voisinages entre parcelles et enrichit les connaissances sur l'organisation territoriale de l'activité agricole en permettant l'identification de quartiers culturels au sein desquels les occupations des parcelles manifestent de forts degrés d'attraction.

## Mots Clef

HMM2, classification spatiale, classification temporelle, successions de culture.

## Abstract

We present two stochastic approaches using Hidden Markov Models to describe the relations between the neighborhoods of land use successions in a territory represented as a parcel mosaic. The first approach, qualified as time-spatial, clusters first the land use successions and, next, locates them in the territory. They appear agglomerated into compact areas called patches. We describe a clustering method that describes the patches by means of 2 distributions

*of land use successions : one to model the spatial homogeneity and the other to model the influence of the neighborhood. The second approach analyzes the time spatial dependencies in the neighborhood graph and gives valuable informations in defining cultural districts in which the land use successions show a high degree of attractivity.*

## Keywords

HMM2, temporal clustering, spatial clustering, land use successions

## 1 Introduction

Le paysage agricole peut être perçu comme un assemblage de polygones de tailles différentes – les parcelles – où chaque parcelle porte une occupation du sol (OCS). L'ensemble de ces OCS est choisi par les agriculteurs.

La façon dont chaque agriculteur organise son territoire est un processus à la fois temporel et spatial. Les dépendances entre l'espace et le temps deviennent complexes à l'échelle des paysages agricoles où la mosaïque agricole est construite par de nombreux acteurs. Ceux-ci sont soumis à des opportunités ou des contraintes de nature différente agissant à diverses échelles. En allant du plus proche au plus lointain, on peut distinguer les contraintes / opportunités de voisinage et de localisation par rapport à l'eau ou aux villages, celles d'ordre pédologique et topographique, celles imposées par la présence d'une coopérative et enfin celles définies par la politique agricole à une échelle supra nationale. L'ensemble de ces contraintes / opportunités nous fait émettre l'hypothèse que l'activité des différents agriculteurs, sans être concertée, conduit à l'aménagement du paysage d'une manière convergente et intelligente qu'il nous faut comprendre avant de pouvoir la modifier.

Pour analyser les dépendances temporelles et spatiales

entre OCS, nous nous appuyons sur 2 hypothèses :

1. l'OCS d'une parcelle dépend de l'OCS des parcelles voisines (hypothèse de champs de Markov);
2. l'OCS d'une parcelle une année donnée dépend de l'OCS de cette parcelle les années précédentes (hypothèse de chaîne de Markov).

Dans cet article, nous présentons une analyse des voisinages des successions par une approche stochastique avec des HMM d'ordre 2 (HMM2). Nous commençons par présenter le territoire d'étude et le corpus spatio-temporel d'OCS. Ensuite, nous présentons deux approches complémentaires d'analyse des voisinages des successions d'OCS : (i) une approche qualifiée de temporo-spatiale où il s'agit de rechercher des classes de successions d'OCS qui sont par la suite localisées et fait émerger des patches; (ii) une deuxième approche qui envisage le couple (OCS, OCS d'une parcelle voisine) pour analyser les dépendances spatiales et temporelles entre OCS voisines en vue de valider et compléter les résultats de la première approche.

## 2 Représentation de la mosaïque parcellaire

### 2.1 Définitions

Le composant de base dans un territoire agricole est la parcelle : polygone de taille variable possédant un couvert : l'OCS. Elle est délimitée géographiquement par une route, un chemin, ... ou artificiellement par l'agriculteur qui subdivise le territoire de son exploitation pour respecter un assolement : ensemble des surfaces allouées à chaque culture. Les frontières des parcelles changent chaque année en fonction des choix des agriculteurs. Pour tenir compte de ce changement, les enquêteurs définissent l'ensemble des micro-parcelles comme étant l'union de toutes les frontières des parcelles pendant la période d'étude.

Le paysage agricole étudié s'étend sur 350 km<sup>2</sup> dans la Plaine de Niort. Il est enquêté depuis plus de 12 ans pour la localisation et les occupations de ses parcelles. Il y a environ 20000 micro-parcelles. Une micro-parcelle n'a hébergé qu'une succession de culture pendant la période d'étude. Les relevés d'OCS issus des enquêtes annuelles sont stockés dans un système d'information géographique sous format vectoriel et constituent une couche d'informations temporelles et spatiales. Cette couche d'information vectorielle a été rasterisée avec une grille de points régulièrement espacés (10m x 10m). Le corpus résultant est une matrice où les colonnes représentent les OCS année par année et les lignes, les différents points d'échantillonnage localisés. Le corpus compte au total 47 OCS que nous avons regroupées, dans un travail antérieur [2] (Tab. 1) suivant une démarche tenant compte de la similitude des conduites culturales. Nous considérons plus particulièrement 5 OCS appartenant à deux classes contrastées de couverts :

- les couverts dynamiques : Blé, Tournesol, Colza ;
- et les couverts pérennes : l'Urbain et les Prairies.

OCS	Fréq. cumulée
Blé (B)	0.337
Tournesol (T)	0.476
Colza (C)	0.600
Urbain (U)	0.696
Prairies et Luzernes (P)	0.774
Maïs (M)	0.850
Forêts et friches (F)	0.884
Orge d'hiver (O)	0.918
Ray-grass (Y)	0.942
Pois (S)	0.964
Autres (A)	1.000

TAB. 1 – Composition et fréquences moyennes sur le territoire des OCS adoptées

### 2.2 Choix de l'observation élémentaire

Nous envisageons plusieurs observations élémentaires qui constitueront les modalités d'un pixel de l'image représentant la mosaïque agricole :

1. l'OCS en un point d'une parcelle représentant son occupation ;
2. la succession d'OCS de longueur fixe (par exemple T-B-C-B) représentant la suite temporelle (4 ans dans notre exemple) des OCS en un point d'une parcelle ;
3. le couple ( OCS, OCS d'une parcelle voisine).

La première observation est utile pour retrouver les rotations dominantes selon la méthode de fouille développée par [3, 5].

L'utilisation de successions d'OCS de longueur fixe permet de différencier les rotations de cultures sur des périodes différentes : par exemple les rotations bi, tri ou quadri-annuelles. Plus la succession est longue, plus elle intéresse l'agronome, mais plus le nombre d'observations sera important. Ce dernier conditionne la taille des distributions des états du HMM.

Enfin, l'utilisation de couples (OCS, OCS d'une parcelle voisine) permet de fouiller les voisinages entre cultures et leurs évolutions. Ceci permet de quantifier l'attraction spatiale des OCS comme le révèle la méthode décrite au §5.

### 2.3 Choix de la longueur de succession et de la résolution spatiale

L'exécution des algorithmes de classification dépend de deux facteurs : (i) la taille de la matrice des données à travers la résolution d'échantillonnage spatial qui joue sur le temps de calcul, (ii) et la longueur de la succession d'occupation du sol qui joue sur la place occupée par la représentation des distributions de probabilité. Afin de disposer d'un critère objectif pour le choix de la résolution spatiale, la perte d'information en termes de diversité des successions d'OCS a été quantifiée pour différentes résolutions d'échantillonnage spatial (figure 1-a). La résolution de 80 m x 80 m a été retenue. Cette résolution a permis d'obtenir une matrice de données 64 fois plus réduite que la ma-

trice de données initiale avec une perte de seulement 6% en termes de nombre de successions.

Nous nous sommes intéressés ensuite à l'influence de la longueur des successions sur l'entropie du système. Nous avons comparé le nombre de successions différentes à celles produites aléatoirement dans le même territoire. Chaque OCS est tirée selon une loi uniforme sans tenir compte ni de sa localisation ni des OCS précédentes au même endroit. La figure 1-b montre qu'à partir d'une longueur de succession de 4 années, la zone d'étude commence à se distinguer nettement du modèle où les successions sont choisies de manière aléatoire dans la zone d'étude. Ceci justifie notre choix des successions de 4 ans (appelées par la suite quadruplets) comme une observation élémentaire pertinente.

## 2.4 Échantillonnage spatial à résolution variable

Dans la mosaïque parcellaire, le système de voisinage est irrégulier. Une parcelle a un nombre quelconque de parcelles avec lesquelles elle partage une frontière commune. Nous modélisons la mosaïque parcellaire par un champ de Markov irrégulier dans lequel la parcelle s'inscrit dans une succession temporelle d'OCS. L'ensemble constitue une image de successions plutôt qu'une succession d'images et ne peut être étudié directement par les modèles numériques d'images appliqués au suivi de trajectoires d'objets [6]. Enfin, les territoires étudiés ne sont pas carrés et les parcelles ajoutées pour leur donner une forme carrée doivent être en nombre minimum afin de ne pas perturber la classification spatiale.

Pour transformer cette représentation 2D en représentation 1D afin d'utiliser des HMM plutôt que des champs de Markov, nous cherchons un parcours du graphe des voisinages. Comme ce problème est NP-difficile, nous avons adopté une solution approchée en définissant un parcours fractal sur la grille régulière et en adaptant la profondeur de fractalisation à la taille de la micro-parcelle. Un processus récursif fusionne les points situés sur la courbe quand ils correspondent au motif générateur et qu'ils sont dans la même micro-parcelle et donne naissance à une courbe fractale à profondeur variable appelée dans la suite *courbe fractale réduite* (cf. Fig. 2). Ce balayage particulier introduit une normalisation des surfaces des parcelles ; les grandes parcelles sont sous représentées alors que les points au voisinage des frontières entre parcelles sont sur représentés.

## 3 Classification temporo-spatiale des successions

### 3.1 Classification temporelle des successions

Nous envisageons un HMM2 dont la topologie est donnée Fig.3 selon la méthode de fouille de données temporelles présentée dans [2]. Les successions d'OCS de chaque micro-parcelle sont utilisées dans l'algorithme Forward-Backward pour l'estimation du HMM2 [4] sans tenir compte

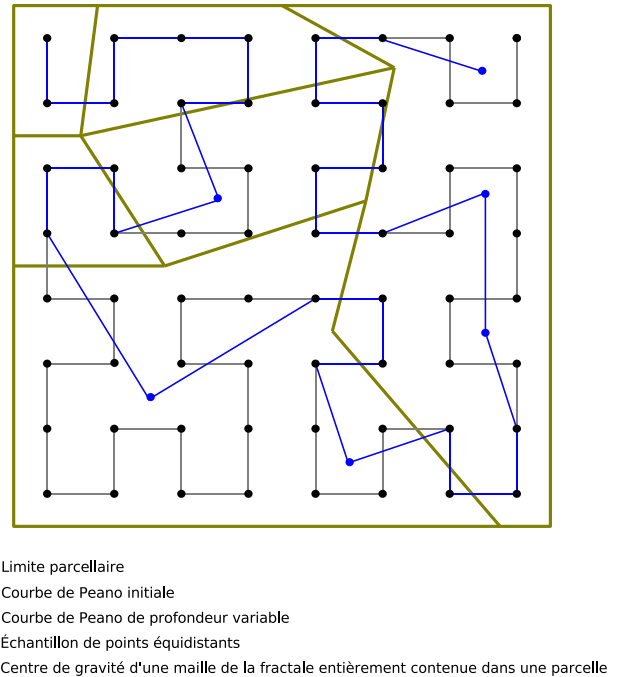


FIG. 2 – Prise en compte de la taille des parcelles dans le parcours du plan par la courbe fractale de Hilbert-Peano. L'exemple montre deux fusions successives dans la parcelle située en bas à gauche aboutissant à l'agglomération de 16 points en un seul

de leur localisation. Les distributions initiales et finales des états sont données Tab. 2.

Les états du HMM2 ont été initialisés à l'aide de distributions uniformes de quadruplets d'OCS correspondant aux motifs de recherche décrits dans le tableau 2-a. Le HMM2 utilisé possède autant d'états que de  $S(X)$  et il est appris sur le corpus.

Dans le territoire d'étude, le Blé (B), le Tournesol (T) et le Colza (C) sont le plus souvent intégrés dans une même succession de 4 ans (p. ex. T-B-C-B, T-B-T-B, C-B-C-B, T-B-B-B, C-B-B-B). La classification avec une classe commune à ces trois cultures a permis d'obtenir des résultats plus cohérents qu'avec les classes séparées. Cette classe, notée  $S(B,T,C)$ , regroupe les quadruplets impliquant au moins l'une de ces trois cultures. Avec ce regroupement, nous distinguerons par la suite 3 classes de successions :  $S(B,T,C)$ ,  $S(U)$  et  $S(P)$ . Le tableau 2 résume la distribution des observations à l'intérieur de ces classes de successions après apprentissage du corpus d'étude sans prise en compte de la composante spatiale.

## 4 Spatialisation des $S(X)$

Les localisations des classes de successions d'OCS ont été recherchées à l'aide de modèles de Markov cachés hiérarchiques d'ordre 2 (HHMM2) [4]. Le HHMM2 utilisé est un modèle ergodique qui comporte un état spatial par classe

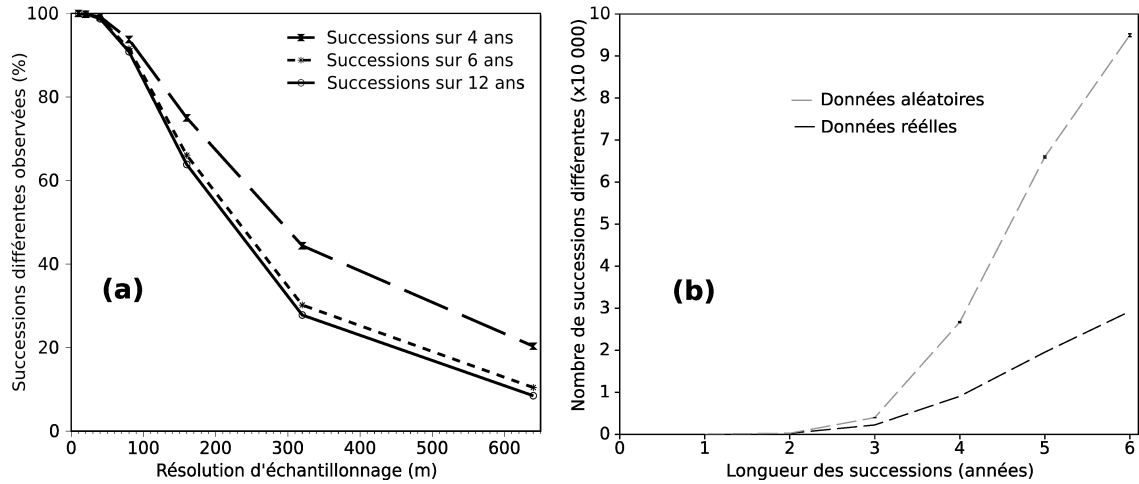


FIG. 1 – (a) Évolution de la perte d’information spatiale en fonction de la résolution d’échantillonnage. (b) Comparaison de la diversité des successions d’OCS entre les données réelles et des données générées aléatoirement pour différentes longueurs de successions

(a)

S(X)			
t	t+1	t+2	t+3
X	?	?	?
?	X	?	?
?	?	X	?
?	?	?	X

(b)

S(B,T,C)	S(U)	S(P)	
T-B-C-B	0.128	U-U-U-U 0.977	P-P-P-P 0.377
C-B-T-B	0.112	B-U-U-U 0.002	P-P-P-B 0.040
B-T-B-C	0.112	U-U-U-B 0.002	B-P-P-P 0.026
B-C-B-T	0.105	P-U-U-U 0.002	Y-P-P-P 0.026
T-B-T-B	0.072	T-B-U-U 0.001	T-P-P-P 0.025
C-B-C-B	0.065	U-U-B-U 0.001	B-T-P-P 0.018
B-C-B-C	0.062	U-U-B-U 0.001	P-P-P-T 0.016
B-T-B-T	0.059	T-U-U-U 0.001	P-P-T-B 0.015
B-C-B-B	0.033	P-P-U-U 0.001	A-P-P-P 0.015
B-B-C-B	0.024	U-U-U-P 0.001	P-P-B-C 0.013

TAB. 2 – Description des états du HMM2 utilisé pour la classification temporelle avant et après l’apprentissage. En (a) sont représentés les gabarits des quadruplets équiprobables impliquant l’OCS X. ? désigne une quelconque OCS. En (b) sont données les distributions des quadruplets dans les classes à l’issue de l’apprentissage sans prise en compte de l’espace

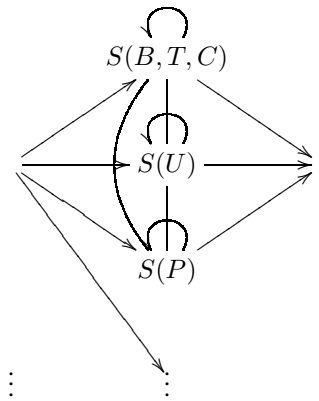


FIG. 3 – HMM2 pour la classification temporelle des successions. Les successions d’OCS de chaque micro-parcelle estiment les états S(X) sans utiliser l’information de localisation. Les successions d’OCS sont représentées par des quadruplets d’OCS se chevauchant. Tous les états du HMM2 ne sont pas représentés

de successions à localiser comme le montre la figure 4. Chaque état spatial est défini par un HMM2 ergodique à 2 états : (i) un état de gabarit représentant la classe S(X) et initialisé par un apprentissage temporel tel qu’il est décrit dans le §3.1 et (ii) un état de réserve destiné à capturer les successions au voisinage ne répondant pas aux critères spécifiés dans l’état de gabarit. Cet état de réserve est appelé par la suite, état de voisinage. Le tableau 3 présente les classes de successions S(X) spatialisées avec leurs états de voisinages respectifs. Le fait d’analyser les successions dans l’ordre imposé par la courbe de Peano réduite (cf. Fig. 2) introduit un changement dans la distribution des quadruplets. Dans chaque état du HMM hiérarchique, l’état équiprobable capte les exceptions dues aux effets de voisinage. Un site n’est plus classé seulement en fonction de ses caractéristiques temporelles mais subit l’influence de ses voi-

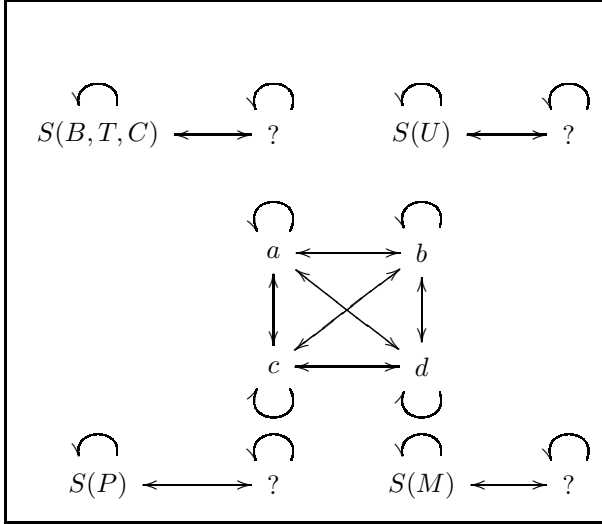


FIG. 4 – Chaque état  $a, b, c, d$  du HHMM2 maître est un HMM2 temporel dont les états sont  $s(x)$  et un état équiprobable noté  $?$  [4]. Tous les états du HHMM2 ne sont pas représentés

sins. La classe  $S(B,T,C)$  spatialisée montre une distribution de fréquences légèrement différente par rapport à la distribution de la même classe non spatialisée (Tab. 2). L'ordre des quadruplets a néanmoins été conservé dans les deux cas. L'état de voisinage accompagnant la classe  $S(B,T,C)$  spatialisée indique que les patches caractérisés par des successions impliquant majoritairement le Blé, le Tournesol et le Colza, comportent aussi des Prairies et luzernes (P-P-P) à 2% et des zones Urbaines (U-U-U-U) à 1%. La spatialisée des deux classes  $S(U)$  et  $S(P)$  a également modifié leurs distributions. L'état de voisinage de la classe Urbaine montre que les Prairies et luzernes sont les voisins les plus fréquents de l'Urbain. Inversement, l'Urbain est un voisin fréquent des Prairies et luzernes, mais les voisins les plus fréquents (13%) sont des successions du type  $S(B,T,C)$  et plus particulièrement la rotation biennale : Blé-Tournesol qui représente, à elle seule, 5% du voisinage des Prairies et luzernes dans cette classe de patches.

## 5 Validation par étude des cliques

Pour mieux interpréter le contenu de l'état de réserve dans les HMM2 définissant les états du HHMM2 utilisé dans la classification spatiale, nous avons fouillé le graphe des voisinages des parcelles en étudiant l'évolution temporelle des couples (OCS d'une parcelle, OCS de la parcelle voisine) comme mentionné §2.4. Le parcours du graphe des voisinages est représenté par la courbe fractale réduite comme le font [1, 7] dans le cas d'un système de voisinage régulier. Une clique est un ensemble de parcelles deux à deux voisines, c'est à dire ayant une frontière commune. Une configuration des OCS à l'instant  $t$  d'une clique sera abusivement appelée "clique temporelle". Dans cet article, nous considérons des cliques simples faites de deux parcelles

S(B,T,C)	État de voisinage		S(U)	État de voisinage	
T-B-C-B	0.08	P-P-P-P	0.02	U-U-U-U	0.60
C-B-T-B	0.07	B-B-C-B	0.01	?-U-U-U	0.01
B-T-B-C	0.07	B-B-T-B	0.01	?-?-?-?	0.03
B-C-B-T	0.07	B-C-B-B	0.01	?-?-U-U	0.01
T-B-T-B	0.04	U-U-U-U	0.01	?-?-?-?	0.01
C-B-C-B	0.04	F-F-F-F	0.01	P-U-U-U	0.00
B-C-B-C	0.04	B-T-B-C	0.01	U-U-U-B	0.00
B-T-B-T	0.03	B-T-B-B	0.01	B-U-U-U	0.00
B-C-B-B	0.02	A-A-A-A	0.01	?-P-U-U	0.00
B-B-C-B	0.02	B-C-B-T	0.01	T-U-U-U	0.00
		S(P)		État de voisinage	
		P-P-P-P	0.20	T-B-T-B	0.03
		Y-P-P-P	0.01	B-T-B-T	0.02
		B-P-P-P	0.01	T-B-C-B	0.02
		P-P-P-B	0.01	B-T-B-C	0.01
		?-P-P-P	0.01	C-B-T-B	0.01
		P-P-P-T	0.01	B-C-B-T	0.01
		B-Y-P-P	0.01	B-T-B-B	0.01
		T-P-P-P	0.00	U-U-U-U	0.01
		P-P-T-B	0.00	B-B-T-B	0.01
		T-B-P-P	0.00	C-B-C-B	0.01

TAB. 3 – Distributions des quadruplets dans les classes à l'issue d'une classification temporo-spatiale du corpus. ? désigne l'information manquante dans le corpus correspondant à des parcelles non enquêtées certaines années

voisines représentées par leur centre de gravité. Des résultats préliminaires nous ont montré que la distribution des OCS est isotrope : la direction définie par les 2 centres de gravité ne porte pas d'information.

Deux sites successifs  $(s_{l-1}, s_l)$ ,  $1 \leq l < L$  dans la courbe fractale réduite de longueur  $L$  définissent une clique. Sur chaque site  $s_l$  de la courbe fractale réduite, nous définissons un vecteur de traits  $o_l^t$  avec les OCS situées sur les cliques  $(s_{l-1}, s_l)$  :

$$o_l^t = ((s_{l-1}^t, s_l^t), (s_{l-1}^{t+1}, s_l^{t+1})), \quad (1)$$

$$0 \leq t < T - 1, \quad 1 \leq l < L$$

$s_l^t$  étant l'OCS au temps  $t$  et à l'index  $l$  dans la courbe fractale réduite.  $t$  représente le temps sur la période d'étude (12 ans) et  $l$  l'index spatial dans le parcours du plan.

Au temps  $t$ , un paysage est représenté par une suite de  $L - 1$  cliques temporelles se chevauchant. Nous considérons aussi  $T - 1$  représentations de paysage pour couvrir les  $T$  années de la période d'étude.

Les sites successifs sur la courbe fractale réduite résidant dans la même parcelle ne nous intéressent pas dans l'étude des voisinages entre parcelles. Les vecteurs de traits satisfaisant les propriétés  $(s_{l-1}^t = s_l^t)$  et  $(s_{l-1}^{t+1} = s_l^{t+1})$  seront supprimés dans les distributions.

Le vecteur de traits  $o_l^t$  est la réalisation de 4 variables aléatoires  $S_t, N_t, S_{t+1}$  et  $N_{t+1}$  qui définissent le processus stochastique observable. Ce vecteur se compare aux quadruplets temporels définis dans le §3.1 où les 4 OCS représentaient les 4 occupations successives d'une parcelle. A présent, ce vecteur représente 2 OCS successives sur 2 parcelles voisines.

La modélisation stochastique à l'aide d'un HMM2 permet d'extraire des patches caractérisés par des distributions de cliques temporelles (cf. Tab. 4).

– L'analyse des colonnes  $S_t$  et  $S_{t+1}$  montre les dépendances temporelles entre OCS sur un site alors que l'analyse des colonnes  $N_t$  et  $N_{t+1}$  montrent les mêmes dépendances au niveau des parcelles voisines qui suivent

- donc la même logique de mise en valeur ;
- de même, l’analyse des colonnes  $S_t$  et  $N_t$  montre le degré d’attraction entre OCS ;
  - enfin, l’analyse globale permet de quantifier l’attraction des successions d’OCS.

La table 4-a montre que les prairies sont les voisins “préférés” des zones urbaines comme le montrait déjà le traitement décrit au §4. Ce résultat nous permet de penser que l’état de réserve de chaque HMM2 (cf. §4) capture les successions à la lisière des patches. Le tableau montre aussi que ces 2 OCS sont stables dans le temps.

La table 4-b montre une nouvelle régularité que l’approche temporo-spatiale n’avait pas révélé. Les patches contenant les rotations incluant le tournesol (T), le blé (B) et le colza (C) dans des rotations bi ou quadri-annuelles sont constitués de parcelles dans lesquelles l’OCS voisine sera l’OCS suivante. Ceci montre que l’organisation dans le temps de la mosaïque agricole implique une organisation dans l’espace. Ceci nous conduit à envisager la description de la mosaïque en terme de quartiers culturels formés de parcelles dans lesquelles les mêmes rotations sont pratiquées afin de réduire la variabilité temporelle et spatiale de cette mosaïque.

(a)

Freq.	$S_t$	$N_t$	$S_{t+1}$	$N_{t+1}$
0.014	U	P	U	P
0.014	P	U	P	U
0.007	T	U	B	U
0.007	U	T	U	B
0.007	U	B	U	C

(b)

Freq.	$S_t$	$N_t$	$S_{t+1}$	$N_{t+1}$
0.014	B	C	C	B
0.014	C	B	B	C
0.011	T	C	B	B
0.011	C	T	B	B
0.010	B	B	C	T
0.010	B	B	T	C
0.010	T	B	B	C
0.009	B	T	C	B
0.009	C	B	B	T
0.009	B	C	T	B

TAB. 4 – Distribution des cliques temporelles dans les patches urbains (a) et dans les patches contenant les successions à base de tournesol, blé et colza (b)

## 6 Discussion et conclusions

Dans cet article, nous avons développé deux approches visant chacune à décrire les relations de voisinages entre successions d’OCS à l’échelle du paysage agricole. Nous

utilisons des modèles de Markov cachés pour modéliser la variabilité temporelle et spatiale du territoire agricole. Une première approche qualifiée de temporo-spatiale recherche des classes temporelles de successions d’OCS qui sont par la suite localisées après ajout d’un état de voisinage qui capture les successions à la lisière des patches ; la deuxième approche consiste à analyser les dépendances spatio-temporelles des successions d’occupation du sol en vue de valider et d’enrichir les connaissances extraites par la première approche.

Les modèles de classification mis au point dans ce travail visent à améliorer l’état des connaissances sur l’organisation territoriale de l’activité agricole. Ces modèles permettent de simplifier la complexité apparente de l’organisation et de l’évolution du paysage agricole à travers l’identification de zones homogènes en termes de successions d’occupation du sol mais aussi à travers l’identification de quartiers culturels au sein desquels les occupations des parcelles voisines manifestent de forts degrés d’attraction. Chaque patche est décrit par deux distributions de successions : l’une décrivant son homogénéité spatiale, l’autre l’influence des patches voisins. Ceci nous permet de localiser la lisière du patche et permet une fouille plus détaillée, notamment une recherche de successions singulières ou innovantes.

A terme, ces techniques de classification développées et implémentées dans la boîte à outils ARPENTAGE sont à même de contribuer à améliorer les modèles de simulation des paysages visant à évaluer des risques divers dans des territoires agricoles à enjeux environnementaux comme les risques liés à la pollution de l’eau, à la diffusion des transgènes ou à la préservation d’espèces animales.

## Remerciements

Nous remercions la région Lorraine, l’ANR BiodivAgrim, et l’API Ecogir pour leurs financements.

## Références

- [1] B. Benmiloud and W. Pieczynski. Estimation des paramètres dans les chaînes de Markov cachés et segmentation d’images. *Traitement du signal*, 12(5) :433 – 454, 1995.
- [2] E.G. Lazrak, J.-F. Mari, and M. Benoît. Landscape regularity modelling for environmental challenges in agriculture. *Landscape Ecology*, Sept. 2009. <http://hal.inria.fr/inria-00419952/en/>.
- [3] F. Le Ber, M. Benoît, C. Schott, J.-F. Mari, and C. Mignolet. Studying Crop Sequences With CarrotAge, a HMM-Based Data Mining Software. *Ecological Modelling*, 191(1) :170 – 185, Jan 2006. <http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00017169/fr/>.
- [4] J.-f. Mari and C. Largouet. *Raisonnements sur l’espace et le temps : des modèles aux applications*, chapitre 9 et 12, pages 249 – 271 et 305 – 316. ISBN : 2-

7462-1455-5. Lavoisier, F. Le Ber edition, mars 2007.  
<http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00126022/fr/>.

- [5] J.-F. Mari and F. Le Ber. Temporal and Spatial Data Mining with Second-Order Hidden Markov Models. *Soft Computing*, 10(5) :406 – 414, March 2006.  
<http://hal.inria.fr/inria-00000197>.
- [6] H. Memin and P. Perez. *Problèmes inverses en imagerie et vision*, chapter Estimation du mouvement, pages 205 – 267. Lavoisier, A. Mohammad-Djafari edition, 2009.
- [7] W. Pieczynski. Markov models in image processing. *Traitement du signal*, 20(3) :255–278, 2003.