



HAL
open science

Présentation des outils de fouille de données d'ASTER (Teruti-Miner, Carottage et Arpentage)

Céline Schott, Catherine Mignolet, Jean-François Mari, El Ghali Lazrak,
Mathieu Osmuk, Ying Xiao, Davide Rizzo, Marc Benoît

► To cite this version:

Céline Schott, Catherine Mignolet, Jean-François Mari, El Ghali Lazrak, Mathieu Osmuk, et al..
Présentation des outils de fouille de données d'ASTER (Teruti-Miner, Carottage et Arpentage). As-
semblée Générale du CATI-ACTION, Nov 2013, Toulouse, France. 29 p. hal-02803860

HAL Id: hal-02803860

<https://hal.inrae.fr/hal-02803860v1>

Submitted on 5 Jun 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

PRÉSENTATION DES OUTILS DE FOUILLE DE DONNÉES D'ASTER (TERUTI-MINER, CAROTTAGE ET ARPENTAGE)

Céline Schott, Catherine Mignolet, Jean-François Mari, El Ghali Lazrak, Matthieu Osmuk, Ying Xiao, Davide Rizzo, Marc Benoît



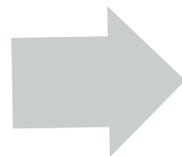
Introduction

Etudier les changements d'occupation des sols à différentes échelles d'espace et de temps :

- une collaboration ASTER – LORIA de 15 années centrée autour de deux questions de recherche générales :

Comment changent les modes d'occupation du sol au cours du temps ?

Où sont localisés ces changements d'occupation du sol ?



Choix d'une démarche de fouille de données dans des bases de données volumineuses basée sur des algorithmes précédemment développés pour la reconnaissance de la parole

- Développement de **modèles stochastiques** pour la classification de données spatiales et temporelles agronomiques en vue d'extraire des connaissances sous la forme de **régularités temporelles et spatiales** dans les suites d'occupation du sol.

Echelles spatio-temporelles étudiées et bases de données utilisées

Territoire	Période	Base de données	Références bibliographiques
France	1980 - 2010	Enquêtes Teruti et Teruti - Lucas	<ul style="list-style-type: none"> • Xiao, Y., Mignolet, C., Mari, J.-F., Benoît, M. <i>Computers and Electronics in Agriculture</i>, in revision . • Xiao, Y., Mignolet, C., Mari, J.-F., Benoît, M. Invited submission to <i>Journal of Integrative Agriculture</i>.
Bassin de la Seine		<ul style="list-style-type: none"> • Mignolet, C.; Schott, C.; Benoît, M. (2004). <i>Agronomie</i> : 24 (4) • Le Ber, F. ; Benoît, M. ; Schott, C. ; Mari, J.-F. ; Mignolet, C. (2006). <i>Ecological Modelling</i>, 191 (1) • Mignolet, C.; Schott, C.; Benoît, M. (2007). <i>Science of the Total Environment</i>, 375 (1-3) • Schott, C. ; Mignolet, C. ; Meynard, J.M. (2010). <i>Oléagineux Corps Gras Lipides</i>. 17 (5) 	
Bassins Meuse et Moselle	1981 - 2010	Enquêtes Teruti et Teruti - Lucas	<ul style="list-style-type: none"> • Rapport du projet DynAMM'Eau (2013): http://prodinra.inra.fr/record/188725 • Communication de comparaison avec l'étude sur le Yar http://www.iale2013.eu/landscape-agronomy-watershed-scale-comparing-two-complementary-methods-dealing-agricultural-systems
Bassin du Yar	1997 - 2008	Images satellites et limites parcellaires	<ul style="list-style-type: none"> • Mari J.F., Lazrak E.G., Benoît M. (2013), <i>Environmental Modelling & Software</i> : http://hal.inria.fr/hal-00807178. • Hubert-Moy L. et al (2014). <i>Applied Geography</i>, rédaction en cours
Plaine de Chizé	1996-2007	Base de données parcellaire	<ul style="list-style-type: none"> • Lazrak E.G., Mari J.-F., Benoît M. (2010). <i>Landscape Ecology</i>, vol. 25, n°2 : http://hal.inria.fr/inria-00419952. • Schaller N., Lazrak E.G., Martin P., Mari J.-F., Aubry C., Benoît M. (2011). <i>Landscape Ecology</i> : http://hal.inria.fr/hal-00656407.

3 logiciels aux fonctionnalités de complexité croissante

TerUti-Miner

CarottAge

ArpentAge

Question de recherche	Sur une zone et une période données, quelles sont les successions d'occupations du sol ?	Sur une zone donnée, quelles sont les périodes homogènes en termes de successions d'occupations du sol ?	Quelles sont les zones homogènes en termes de successions temporelles d'occupations du sol ?
Approche	Statistique Calcul des régularités temporelles observées	Stochastique temporel Calcul et représentation des régularités temporelles observées	Stochastique Temporo-spatial Spatialisation des régularités temporelles observées
Principes	Dénombrement et pourcentages moyens de n-uplets sur la période étudiée (*n-uplets : suite ordonnée de 1 à n culture)	Méthodes de classification non supervisée et d'apprentissage à l'aide de modèles de Markov cachés (ou HMM) : calcule des probabilités d'occurrence de n-uplets par état et probabilités de transition entre eux	Idem CarottAge + regroupement sur analyse du voisinage entre points
Segmentation	Mailles spatiales et temporelles définies par l'utilisateur	Mailles spatiales définies par l'utilisateur; segmentation temporelle optimisée par le modèle (en n état = période homogène)	Mailles spatiales et temporelles optimisées par le modèle
Outil de visualisation	Tableaux	Tableaux et diagrammes de Markov (transitions)	Classes spatiales (=patch) sous forme de cartes et graphiques des n-uplets caractéristiques
Longueur de succession	Définie par l'utilisateur	Définie par l'utilisateur	Définie par l'utilisateur

TERUTI-MINER v.2.0

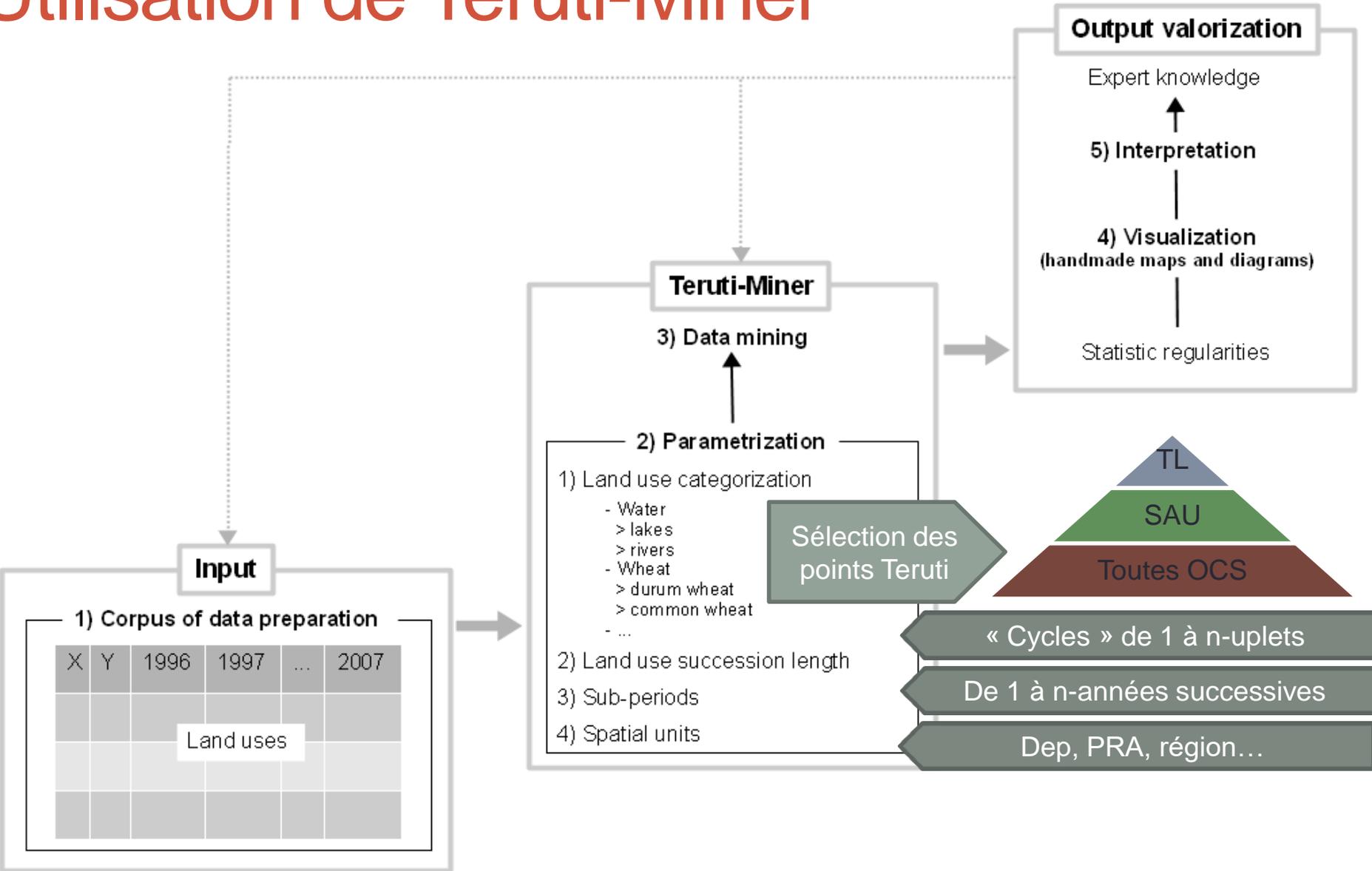
Langage de programmation : JAVA

Environnement : Windows

Logiciel Libre (Licence GNU/GPL)

Dépôt APP nov. 2012

Utilisation de Teruti-Miner



Id	PHOTO	NPOINT	com	reg	dep	PRA	RA	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003
496601	11509	6	80299	22	80	80327	327	40	27	28	40	27	27	28	40	27	33	27	40
496602	11509	7	80299	22	80	80327	327	33	27	40	27	33	27	40	27	27	33	27	27
496603	11509	8	80299	22	80	80327	327	79	79	79	79	79	79	79	79	79	79	79	79
496604	11509	9	80299	22	80	80327	327	28	52	27	40	27	27	40	27	27	27	27	40
496605	11509	10	80299	22	80	80327	327	28	33	52	52	27	27	27	27	27	27	27	27
496606	11509	11	80299	22	80	80327	327	23	23	23	23	23	23	23	23	23	23	23	23
496607	11509	12	80188	22	80	80327	327	30	27	28	40	27	27	28	28	27	33	27	40
496608	11509	13	80299	22	80	80327	327	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
496609	11509	14	80299	22	80	80327	327	27	46	27	28	36	27	27	30	27	28	36	27
496610	11509	15	80299	22	80	80327	327	40	43	43	43	40	27	33	27	40	27	40	27
496611	11509	16	80299	22	80	80327	327	28	33	27	40	27	27	40	27	27	27	27	40

Sources : données Teruti 1992-2003

Ensemble des points Lucas						Surface Agricole Utilisée						Terres labourables					
cycle n3	all	54	57	55	88	cycle n3	all	54	57	55	88	cycle n3	all	54	57	55	88
nbPoints	13143	2913	3485	3474	3271	nbPoints	6503	1565	1800	1924	1214	nbPoints	3536	920	946	1270	400
Ligneux Ligneux Ligneux	37,85	33,21	30,59	36,94	50,69	PP_prod PP_prod PP_prod	37,81	33,29	39,72	28,05	56,29	Orge Colza Ble	14,69	14,86	14,38	17,53	6
PP_prod PP_prod PP_prod	18,85	17,94	20,61	15,65	21,17	Orge Colza Ble	8,06	8,8	7,69	11,66	1,98	Ble Orge Colza	12,26	13,66	12,3	13,33	5,58
Non_bati Non_bati Non_bati	5,99	6,64	8,8	3,19	5,4	Ble Orge Colza	6,73	8,07	6,54	8,91	1,84	Colza Ble Orge	11,31	11,52	10,99	13,41	4,92
Orge Colza Ble	4	4,73	4	6,49	0,73	Colza Ble Orge	6,18	6,79	5,83	8,87	1,65	Ble Colza Ble	4,12	4,42	6,06	3,1	2,08
Ble Orge Colza	3,34	4,35	3,41	4,94	0,68	Ble Colza Ble	2,3	2,71	3,28	2,08	0,69	Colza Ble Ble	3,34	4,09	3,88	3,15	0,92
Colza Ble Orge	3,06	3,65	3,02	4,92	0,61	Fruit Fruit Fruit	2,26	3,28	2,33	1,25	2,42	P_temp P_temp P_temp	2,43	1,7	2,64	1,13	7,75
Landes Landes Landes	1,88	2,09	2,29	1,07	2,1	Colza Ble Ble	1,84	2,43	2,07	2,1	0,3	Ble Mais Ble	2,38	2,93	1,69	2,23	3,17
Bati Bati Bati	1,26	1,25	1,97	0,68	1,13	P_temp P_temp P_temp	1,42	1,04	1,59	0,81	2,64	Orge Orge Colza	2,08	1,67	0,99	3,62	0,75
Fruit Fruit Fruit	1,21	1,83	1,32	0,74	1,03	PP_ext PP_ext PP_ext	1,32	0,98	0,69	1,25	2,8	Ble Ble Orge	2,06	2,72	2,11	1,76	1,42
Eaux Eau Eau	1,14	1,48	1,72	1,04	0,34	Ble Mais Ble	1,31	1,75	0,91	1,51	1,04	Ble Orge Orge	2	1,92	0,99	3,07	1,17
Ble Colza Ble	1,14	1,45	1,69	1,15	0,25	Mais Mais Mais	1,17	0,89	1,28	1,33	1,1	Mais Mais Mais	1,93	1,34	2,04	1,89	3,17
Colza Ble Ble	0,91	1,3	1,08	1,17	0,11	Ble Ble Orge	1,15	1,62	1,15	1,18	0,49	Colza Ble Mais	1,88	2,21	1,41	2,07	1,58
P_temp P_temp P_temp	0,73	0,58	0,83	0,49	0,99	Orge Orge Colza	1,14	0,98	0,52	2,43	0,25	Mais Ble Orge	1,79	1,74	1,09	1,92	3,17
PP_ext PP_ext PP_ext	0,69	0,56	0,35	0,71	1,15	Ble Orge Orge	1,09	1,13	0,52	2,03	0,38	Colza Ble Colza	1,79	1,63	3,45	1,05	0,58
Ble Mais Ble	0,65	0,94	0,47	0,83	0,39	Colza Ble Mais	1,03	1,3	0,74	1,37	0,55	Mais Mais Ble	1,62	1,67	1,41	1,23	3,25
Mais Mais Mais	0,58	0,48	0,66	0,75	0,41	Colza Ble Colza	0,99	0,98	1,85	0,69	0,22	Ble Ble Colza	1,54	1,67	2,18	1,15	0,92
Ble Ble Orge	0,57	0,87	0,59	0,65	0,18	Mais Ble Orge	0,99	1,02	0,61	1,26	1,07	Mais Ble Mais	1,48	1,63	1,09	1,18	3
Orge Orge Colza	0,57	0,53	0,27	1,34	0,09	Mais Mais Ble	0,94	1,02	0,87	0,85	1,1	Ble Orge Mais	1,47	1,27	1,06	1,63	2,42
Ble Orge Orge	0,54	0,62	0,28	1,12	0,14	Ble Ble Colza	0,87	1,02	1,2	0,76	0,33	Orge Mais Ble	1,38	1,34	1,09	1,36	2,17
Colza Ble Mais	0,51	0,7	0,38	0,76	0,2	Mais Ble Mais	0,85	1	0,63	0,83	1,02	Ble Orge Ble	1,3	1,41	1,73	1,05	0,83
Colza Ble Colza	0,49	0,53	0,96	0,38	0,08	Ble Orge Mais	0,81	0,75	0,57	1,07	0,82	Ble Mais Mais	1,18	0,98	1,09	1,08	2,17
Mais Ble Orge	0,49	0,55	0,32	0,7	0,4	Orge Mais Ble	0,76	0,81	0,59	0,92	0,71	Ble Ble Ble	1,07	0,98	1,37	0,73	1,58
Mais Mais Ble	0,47	0,55	0,45	0,47	0,41	Ble Orge Ble	0,72	0,83	0,94	0,69	0,27	Mais Ble Colza	1,04	1,41	1,02	0,79	1
Ble Ble Colza	0,43	0,55	0,62	0,42	0,12	Ble Mais Mais	0,67	0,6	0,59	0,74	0,77	Orge Ble Orge	0,92	1,01	0,85	0,84	1,17
Mais Ble Mais	0,42	0,54	0,33	0,46	0,38	Ble Ble Ble	0,6	0,6	0,72	0,52	0,58	Mais Ble Orge	0,86	0,98	0,99	0,58	1,17
Ble Orge Mais	0,4	0,4	0,31	0,59	0,31	Mais Ble Colza	0,58	0,83	0,56	0,54	0,36	Ble Ble Mais	0,71	0,8	0,49	0,47	1,75
Orge Mais Ble	0,38	0,43	0,31	0,52	0,26	Mais Ble Ble	0,53	0,64	0,56	0,45	0,47	Orge Ble Ble	0,58	0,4	0,85	0,5	0,58
Ble Orge Ble	0,36	0,45	0,5	0,38	0,1	Orge Ble Orge	0,52	0,62	0,46	0,55	0,41	Jach Jach Jach	0,57	0,76	0,32	0,79	0
Ble Mais Mais	0,33	0,32	0,31	0,41	0,29	PP_prod PP_prod Mais	0,4	0,4	0,39	0,38	0,47	Orge Colza Orge	0,48	0,33	0,49	0,55	0,58
Ble Ble Ble	0,3	0,33	0,38	0,29	0,21	Ble Ble Mais	0,39	0,49	0,28	0,31	0,58	Orge Mais Mais	0,47	0,4	0,28	0,37	1,42

Sources : données Teruti-Lucas 2006-2010

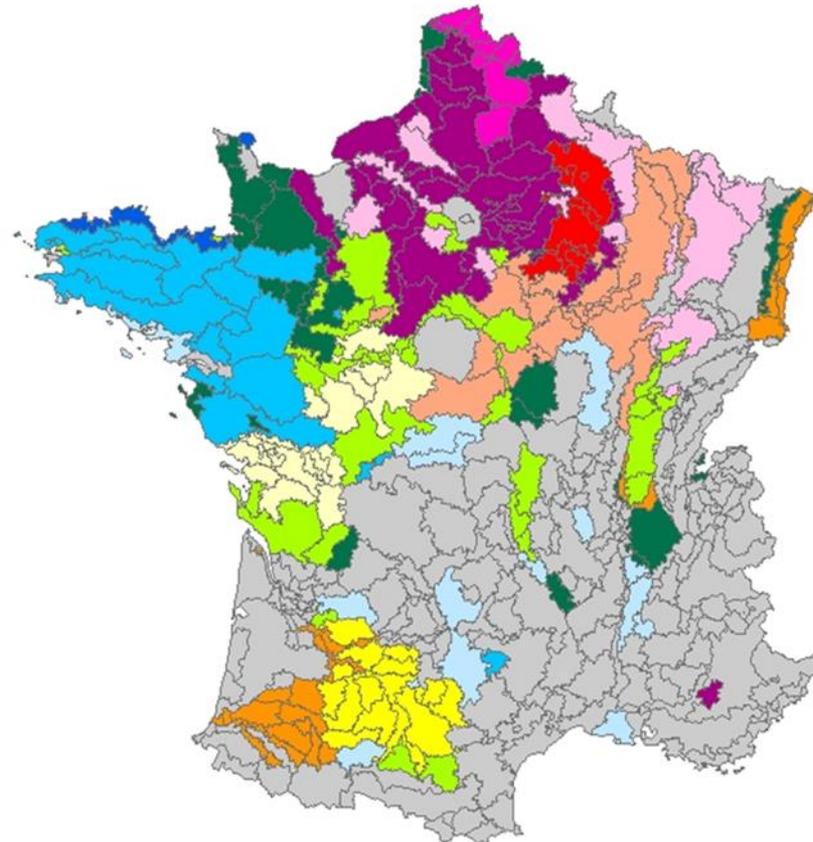
* Tableaux d'entrée :

* Tableaux de sortie :

Ex : Triplets de cultures majoritaires par département (cycles 3cultures)

Exemple 1 : Typologie des Régions Agricoles françaises en fonction de leurs cultures dominantes entre 1992 et 2003

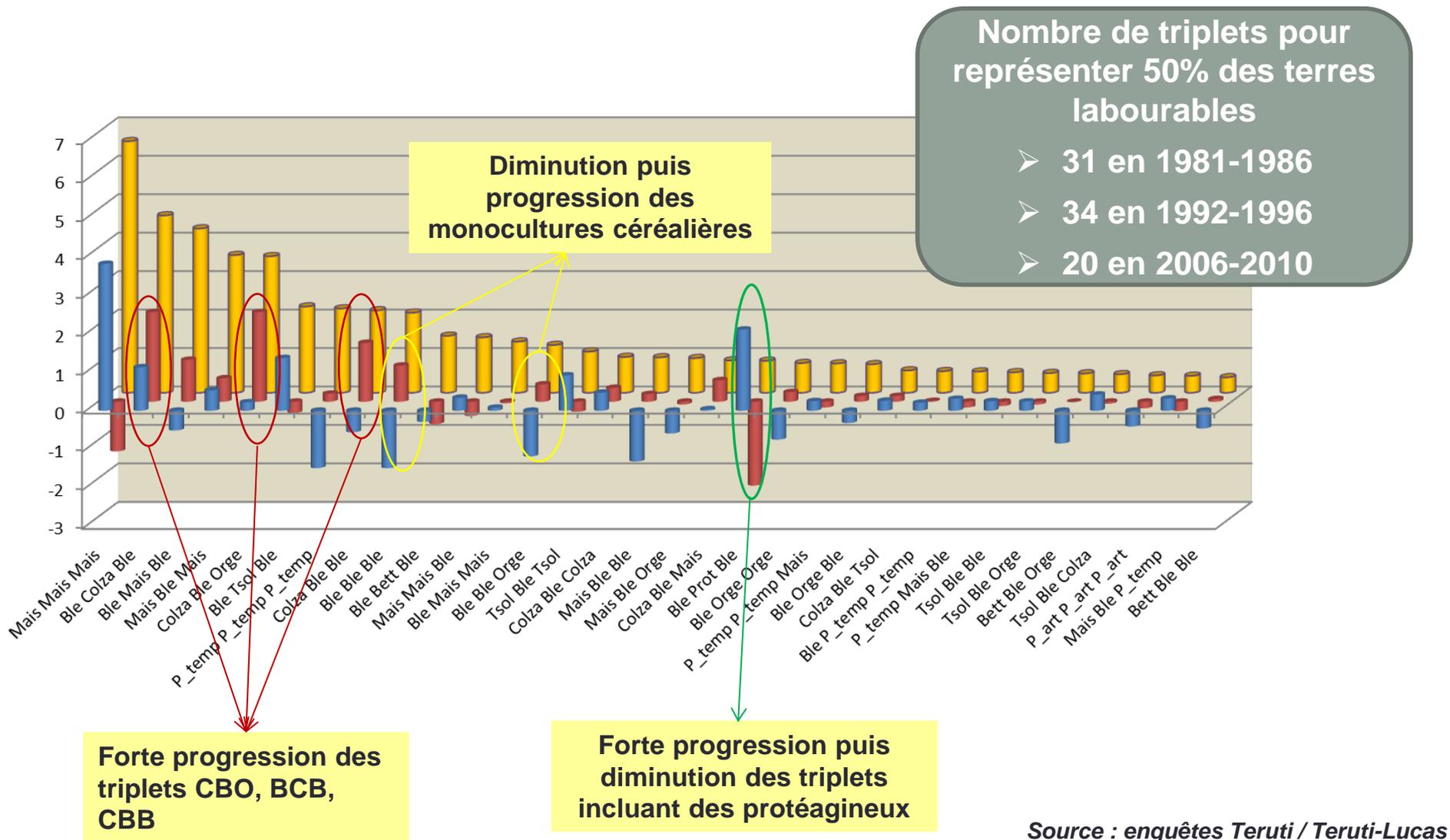
- Extraction des assolements moyens par Régions Agricoles (« Cycle 1 ») basée sur les points Teruti relatifs aux Terres Labourables ;
- Analyse en Composantes Principales sur les % de surface de ces cultures sur la période 1992-2003 et Classification Ascendante hiérarchique ;
- Non prise en compte des RA avec moins de 15% de terres labourables et moins de 50 points Teruti.



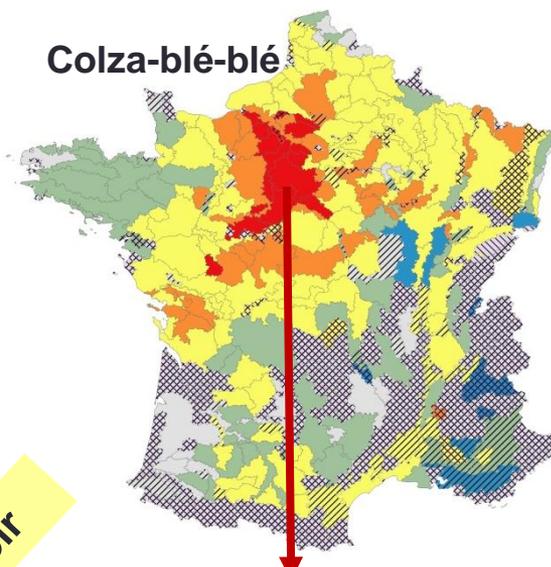
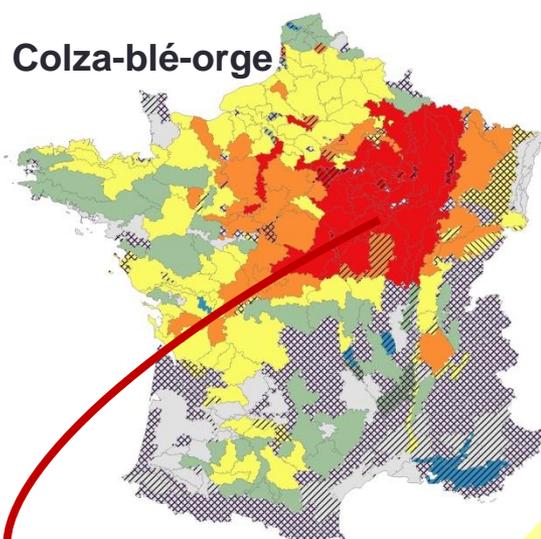
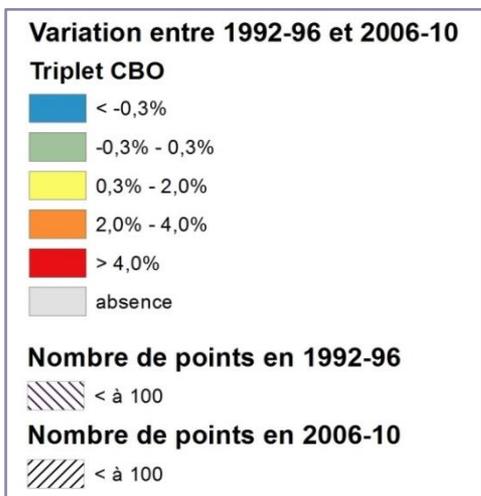
Typologie des terres labourables en France (%ages relatifs à la surface totale)

■	Blé (14%), maïs, légumes (13%), prairies tmp. (9%)
■	Prairies tmp. (18%), maïs (14%), blé (9%)
■	Prairies tmp. (7%), blé (6%), maïs (5%)
■	Maïs (11%), blé (9%), prairies tmp. (4%)
■	Maïs (28%), jachères (4%)
■	Blé (11%), maïs (5%), orge, colza (4%)
■	Blé (19%), orge (10%), colza (9%)
■	Blé (22%), orge (14%), betteraves (9%), luzerne (6%), pois/fèves, colza (5%)
■	Blé (25%), orge (7%), pois/fèves (6%), maïs, betteraves (5%), colza (4%)
■	Blé (26%), pdt, betteraves (7%), maïs (6%), pois/fèves (5%), orge (4%)
■	Blé (14%), maïs (9%), jachères, tournesol (4%)
■	Blé (22%), maïs, tournesol (9%), colza (5%), jachères, orge (4%)
■	Blé (17%), tournesol (11%), maïs (8%), jachères (5%), prairies tmp. (4%)
■	RA peu labourables

Exemple 2 : Évolution de la proportion de triplets de cultures majoritaires sur les terres labourables en France

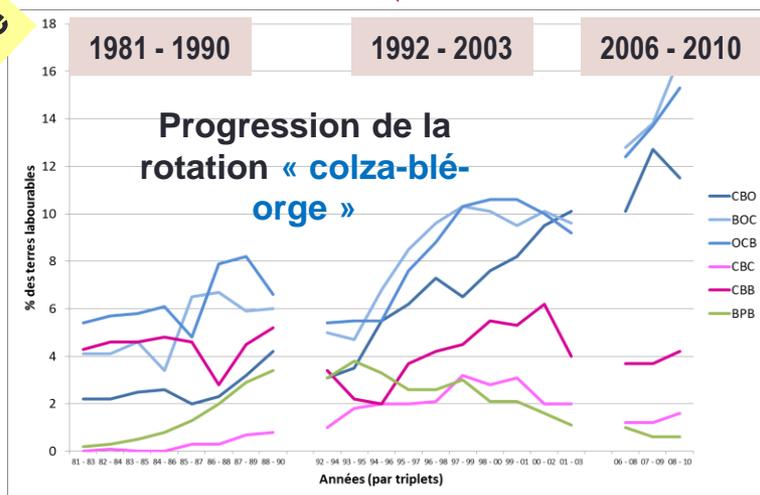


Exemple 3 : Localisation et variation des principales successions de cultures en France entre 1992-1996 et 2006-2010 en France

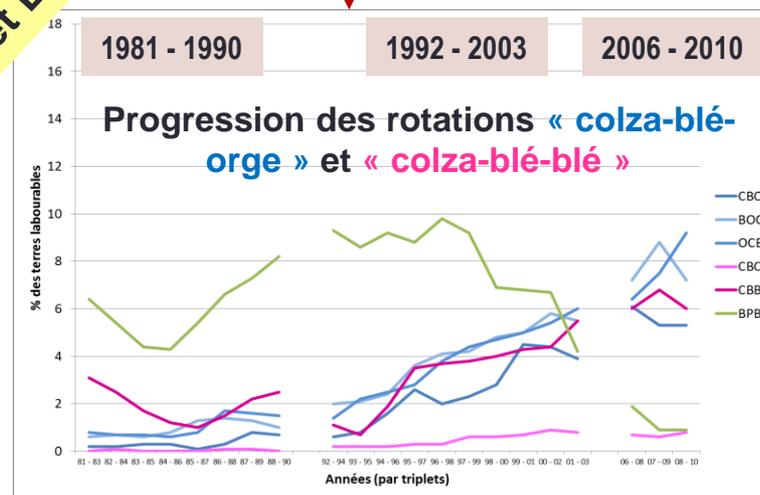


Source : enquêtes Teruti / Teruti-Luc

Yonne



Eure et Loir



CAROTTAGE

Langage de programmation : C++

Environnement : Linux ou Windows

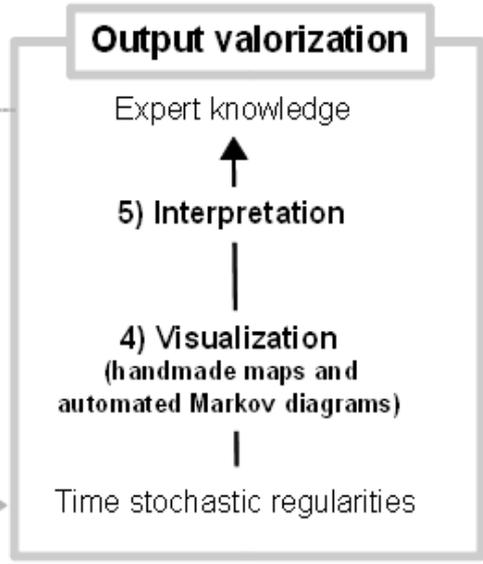
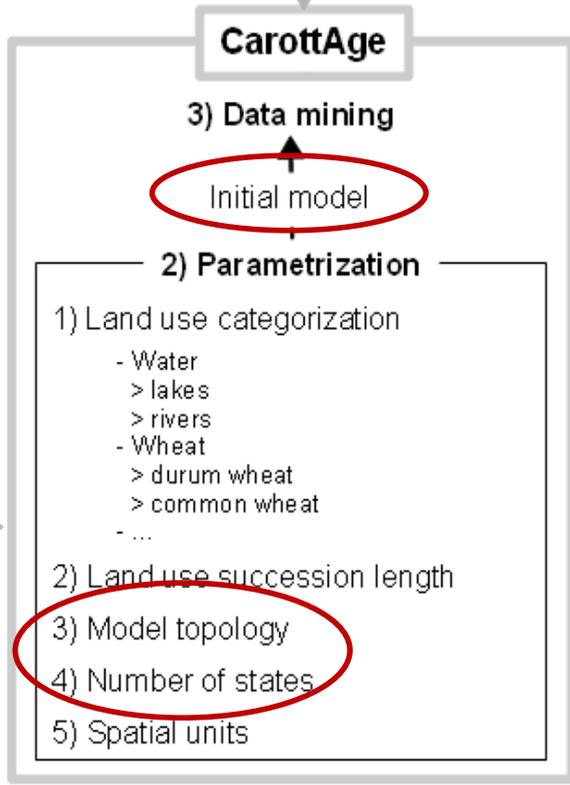
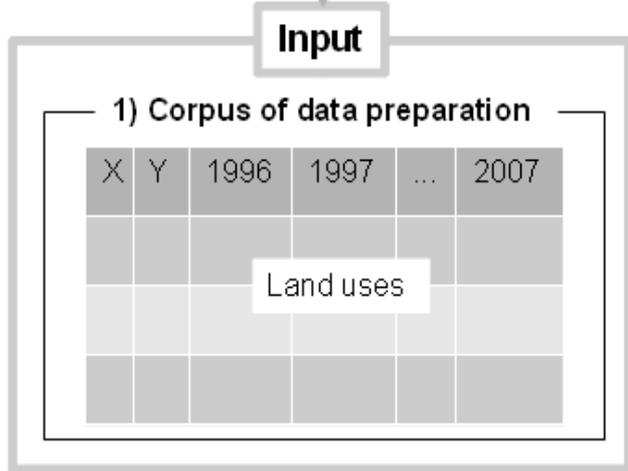
Licence GNU (déposé à l'APP)

Téléchargement libre : <http://www.loria.fr/~jfmari/App/>

Utilisation de CarottAge

$nLig = 112,806, y1 = 1992, yn = 2003, nAttr = 1, indeter = 95, isHeader = 1$

pt	dep	pra	photo	pti	92	93	94	...	00	01	02	03
1	2	2034	8885	1	27	28	42	...	42	27	27	27
2	2	2034	8885	2	27	33	27	...	40	27	27	42
3	2	2034	8885	3	27	40	52	...	27	40	27	33
...												



Processus itératif d'apprentissage non supervisé sur un corpus de données par un algorithme (Baum-Welch) :

on part d'un modèle initial où toutes les transitions sont supposées équiprobables et où les densités sont fixées pour aller vers un nouveau modèle dans lequel la vraisemblance du corpus a augmenté jusqu'à atteindre un maximum local

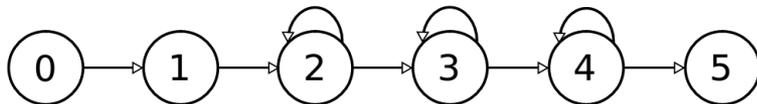
Définition d'un HMM

- HMM (modèles de Markov cachés) dérivent des chaînes de Markov :
 - La chaîne de Markov définit un seul processus stochastique, par ex. un ensemble d'états décrivant les cultures successives d'une parcelle directement observables
 - Dans un HMM, une observation n'est pas uniquement associée à un état mais dépend d'une densité de probabilité définie sur chacun des états (ie répartition des cultures)
- Le HMM permet de représenter 2 processus stochastiques, le 1^{er} gouvernant le second :
 - Le 1^{er} processus est caché et défini sur un ensemble d'états auxquels sont associés des densités de probabilité. La transition d'un état à l'autre dépend des n états parcourus précédemment suivant l'ordre du modèle. C'est une chaîne de Markov d'ordre 1 ou 2 (hypothèse que la répartition des cultures évolue selon un processus de Markov)
 - Le 2^{ème} processus est qualifié de visible : il émet une observation à chaque pas de temps en fonction des densités de probabilité associée à l'état courant du processus caché.
- A chaque pas de temps, la chaîne de Markov change d'état en fonction des transitions autorisées et produit une occupation du sol en fonction de la densité représentant l'état visité

Topologies utilisées dans Carottage

Graphes de transition entre états

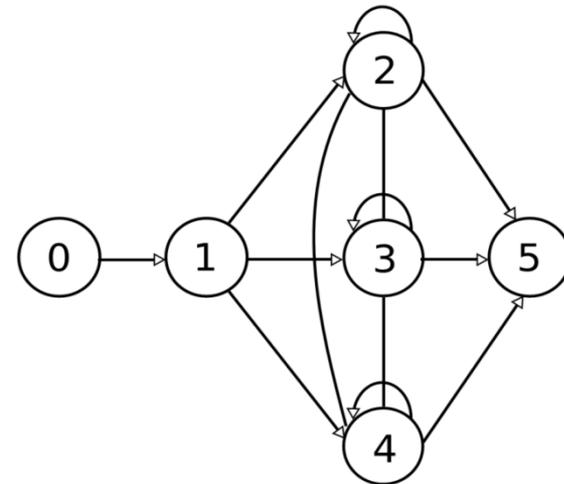
Topologie d'un HMM2 linéaire à 3 états effectifs :



Modèle gauche-droite à trois états : les transitions en boucle sont autorisées, le système peut rester dans le même état pendant une période mais ne peut pas revenir en arrière

→ Cette topologie est utilisée pour la segmentation temporelle

Topologie d'un HMM2 ergodique à 3 états effectifs :



Tous les états sont inter-connectés entre eux

→ Cette topologie est utilisée pour la segmentation spatiale ou pour afficher les transitions entre les observations dans un diagramme de Markov

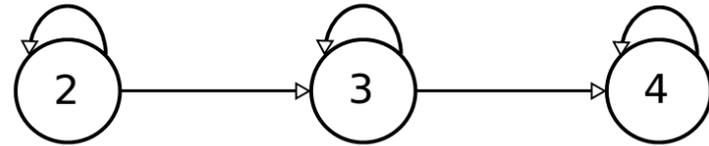
Exemple de visualisation des distributions associées aux états d'un HMM2 (Le Ber et al., 2006)

- Sortie d'un HMM2 linéaire à 3 états montrant la segmentation des données en 3 périodes pendant lesquelles les observations sont supposées stationnaires

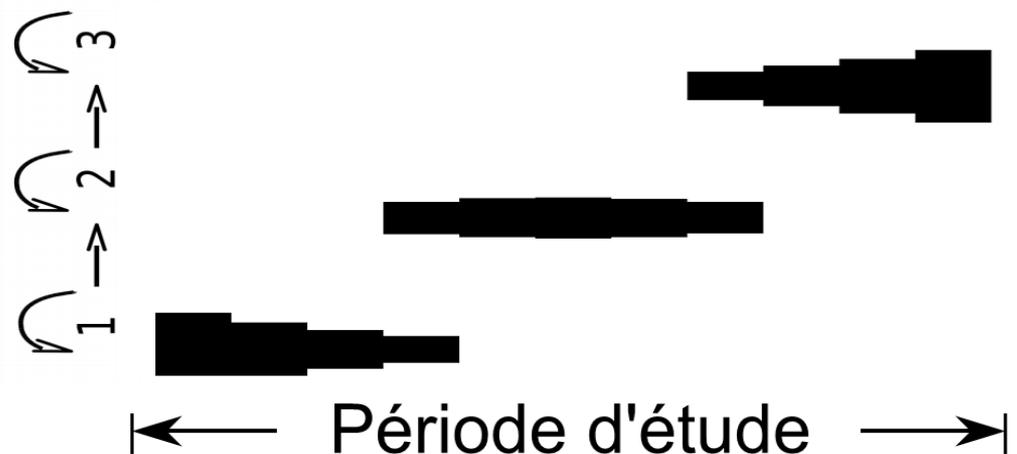
Au départ, les états ont été initialisés avec des OCS équiprobables. Après apprentissage, les distributions des cultures mettent en évidence une tendance à la régression des prairies au profit du blé

- Représentation de la segmentation temporelle de la période d'étude opérée par le modèle

on note que les sous-périodes se chevauchent, elles ne sont pas distinctes comme dans Teruti-Miner.

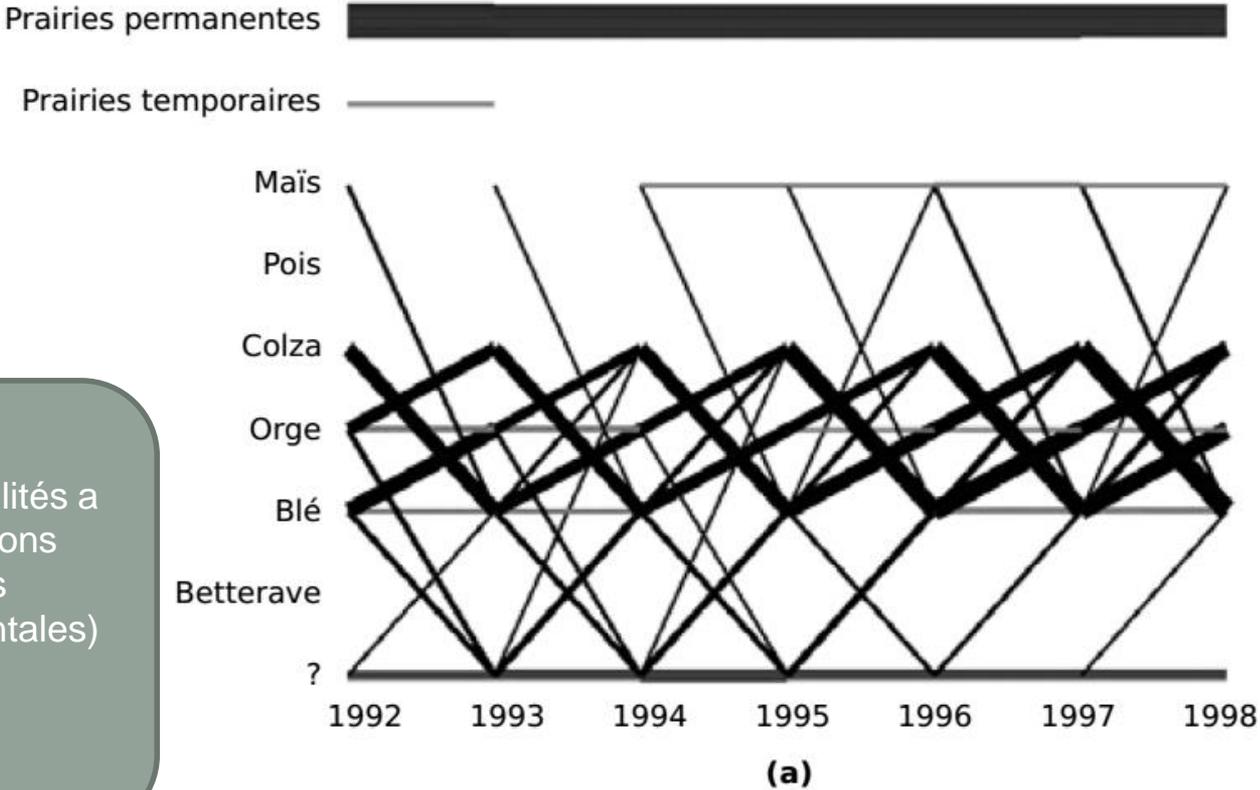


Prairies	0,31	Prairies	0,29	Blé	0,29
Blé	0,22	Blé	0,26	Prairies	0,27
Orge	0,16	Colza	0,14	Colza	0,17
Colza	0,12	Orge	0,11	Orge	0,12
Maïs	0,07	Maïs	0,08	Maïs	0,06
Jachères	0,05	Jachères	0,05	Vergers	0,02



- Sortie issue d'un HMM2 ergodique (Diagramme de Markov)

(a) L'utilisateur peut visualiser les probabilités a posteriori des transitions entre les états (lignes diagonales et horizontales) dont l'épaisseur est proportionnelle à la probabilité.

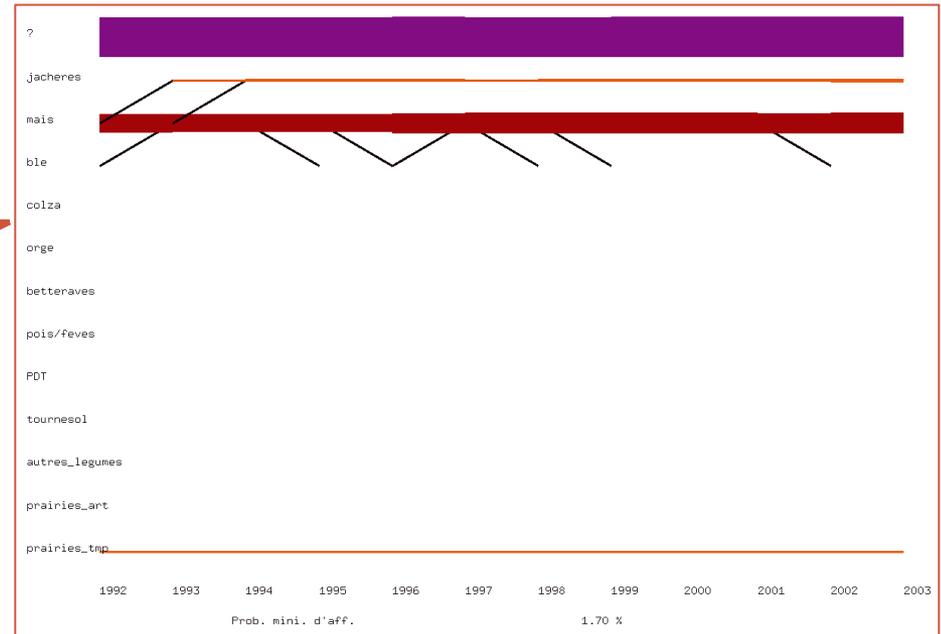
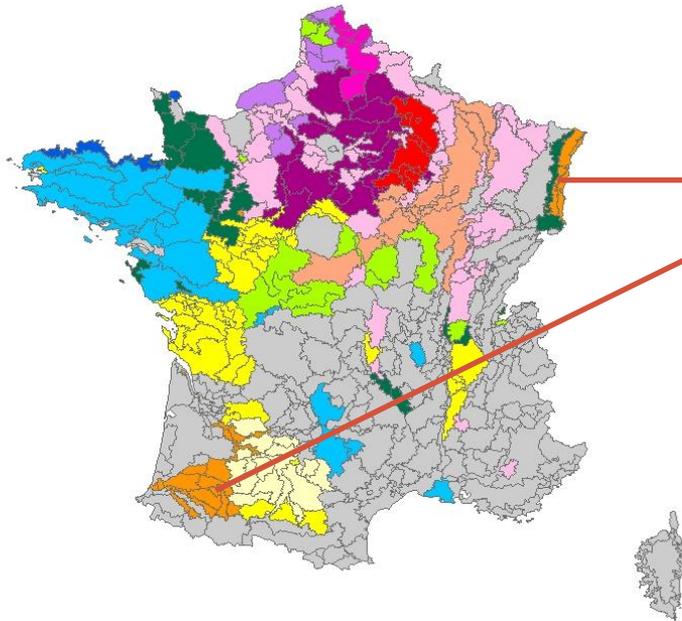


Sources : données Teruti 1992-1998 (PRA Plateau du Barrois)

(b) Le HMM2 utilisé est de type ergodique à 9 états dont 8 états sont des états « de Dirac », caractérisés par une seule observation par état, et un état dit « de réserve », marqué par < ? >. Dans cet état de réserve, les observations étaient équiprobables avant l'apprentissage. Après l'apprentissage, cet état capture les OCS non définies dans les états de Dirac.

Exemple 1 : Représentation des dynamiques de transitions entre cultures par cluster de régions agricoles en France

Typologie des terres labourables en France, 1992-2003



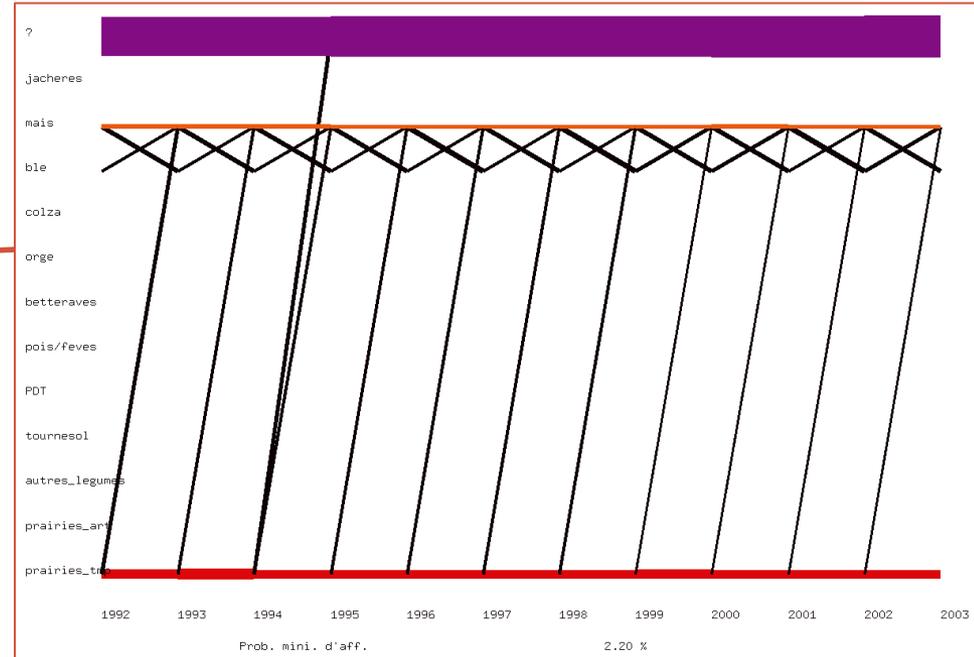
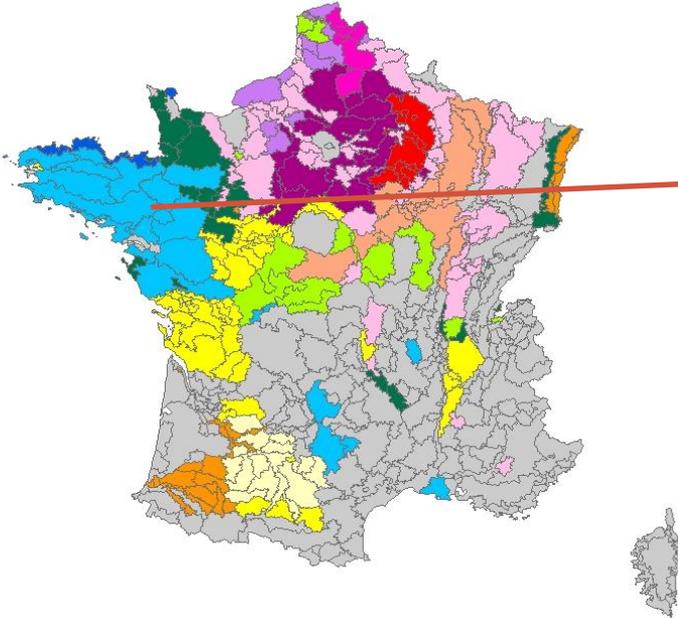
Systèmes de culture basés sur la monoculture de maïs

Typologie des terres labourables en France (%ages relatifs à la surface totale)

- Maïs (29%), jachères, prairies tmp. (4%)
- Blé (13%), maïs (5%), orge (4%)
- Blé (17%), colza, orge (9%)
- Blé (22%), orge (13%), betteraves (9%), pois/fèves (7%), prairies artif. (6%), jachères (4%)
- Blé (26%), pdt, betteraves (7%), maïs (6%), orge (4%)
- Blé (27%), orge (9%), colza (6%), betteraves (5%), pois/fèves, maïs (4%)
- Blé (23%), orge (7%), betteraves (6%), pois/fèves, maïs (5%)
- Blé (15%), maïs (8%), tournesol (7%), jachères, prairies tmp. (4%)
- Blé (15%), tournesol (10%), maïs (9%), jachères (6%), prairies tmp. (4%)
- Prairies tmp. (14%), maïs (9%), blé (7%)
- Blé (14%), maïs, légumes (13%), prairies tmp. (9%)
- Blé (11%), maïs (6%), prairies tmp. (5%), orge (4%)
- Maïs (12%), blé (11%), prairies tmp. (5%)
- RA peu labourables

Exemple 1 : Représentation des dynamiques de transitions entre cultures par cluster de régions agricoles en France

Typologie des terres labourables en France, 1992-2003



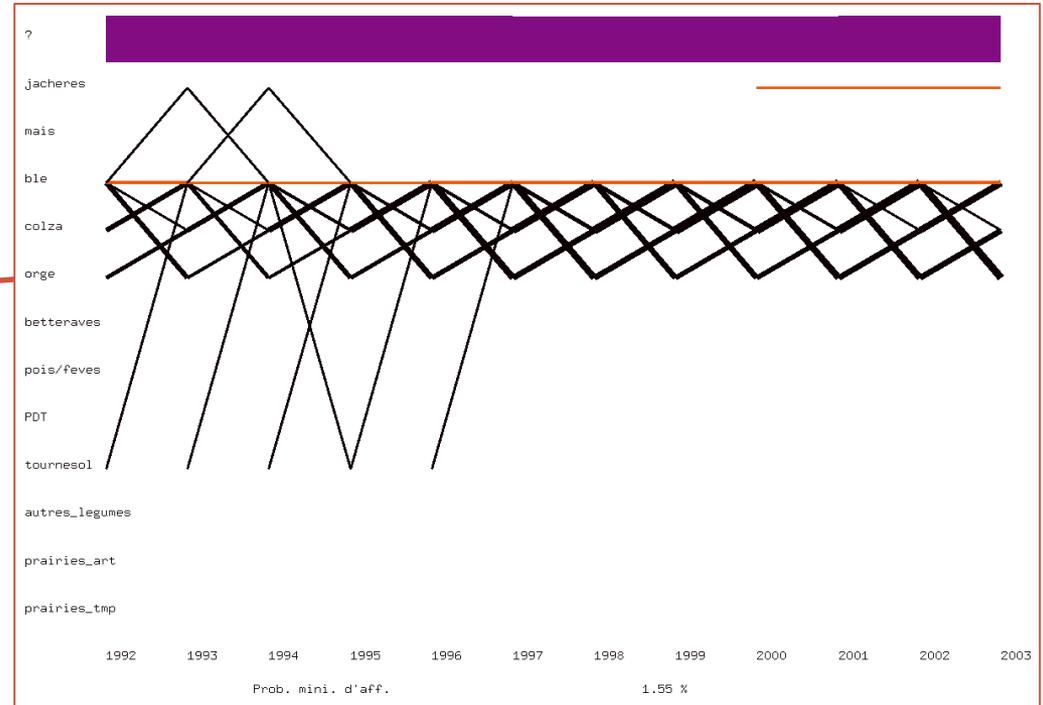
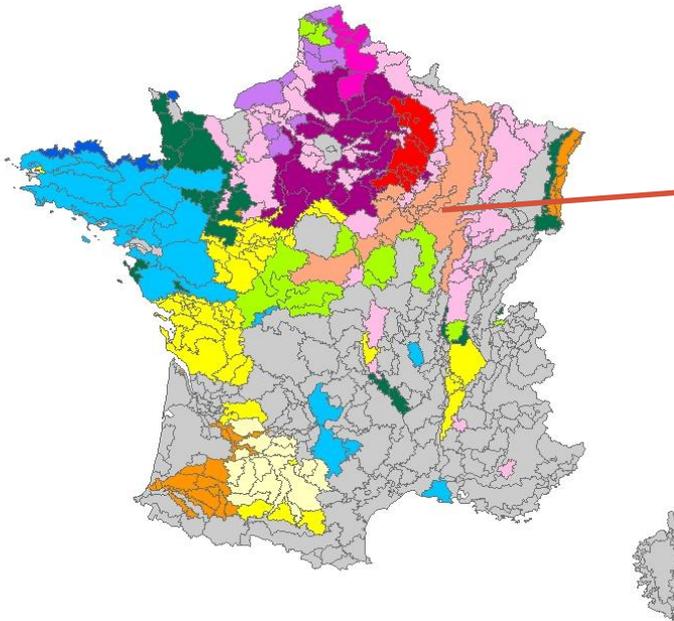
Système de culture « breton »

Typologie des terres labourables en France (%ages relatifs à la surface totale)

- Maïs (29%), jachères, prairies tmp. (4%)
- Blé (13%), maïs (5%), orge (4%)
- Blé (17%), colza, orge (9%)
- Blé (22%), orge (13%), betteraves (9%), pois/fèves (7%), prairies artif. (6%), jachères (4%)
- Blé (26%), pdt, betteraves (7%), maïs (6%), orge (4%)
- Blé (27%), orge (9%), colza (6%), betteraves (5%), pois/fèves, maïs (4%)
- Blé (23%), orge (7%), betteraves (6%), pois/fèves, maïs (5%)
- Blé (15%), maïs (8%), tournesol (7%), jachères, prairies tmp. (4%)
- Blé (15%), tournesol (10%), maïs (9%), jachères (6%), prairies tmp. (4%)
- Prairies tmp. (14%), maïs (9%), blé (7%)
- Blé (14%), maïs, légumes (13%), prairies tmp. (9%)
- Blé (11%), maïs (6%), prairies tmp. (5%), orge (4%)
- Maïs (12%), blé (11%), prairies tmp. (5%)
- RA peu labourables

Exemple 1 : Représentation des dynamiques de transitions entre cultures par cluster de régions agricoles en France

Typologie des terres labourables en France, 1992-2003



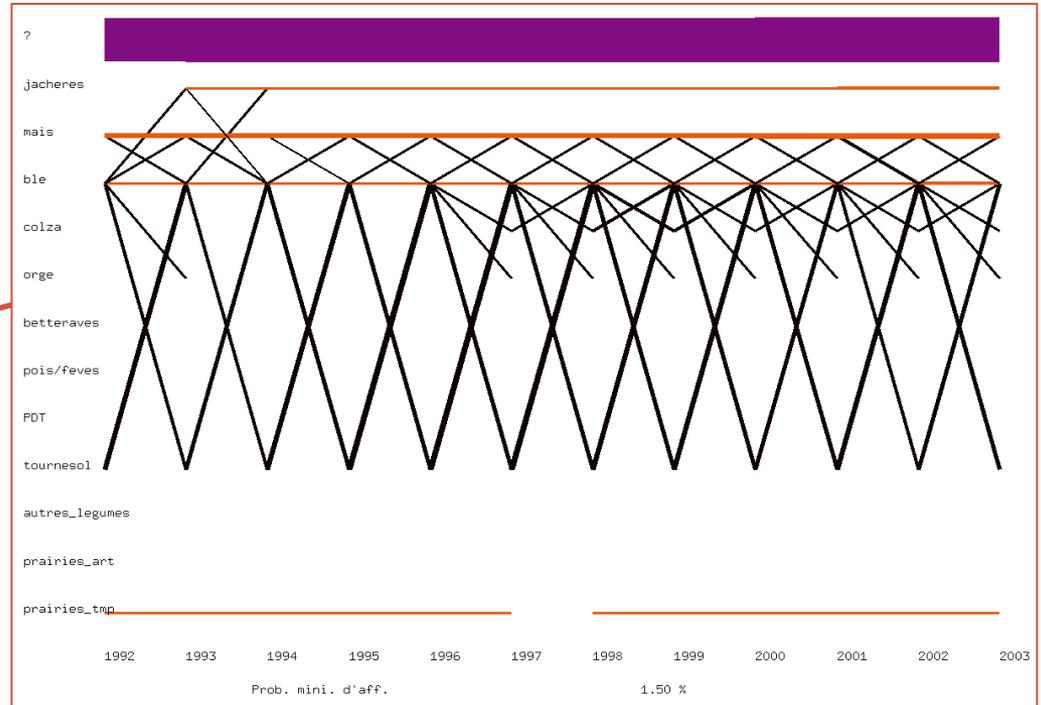
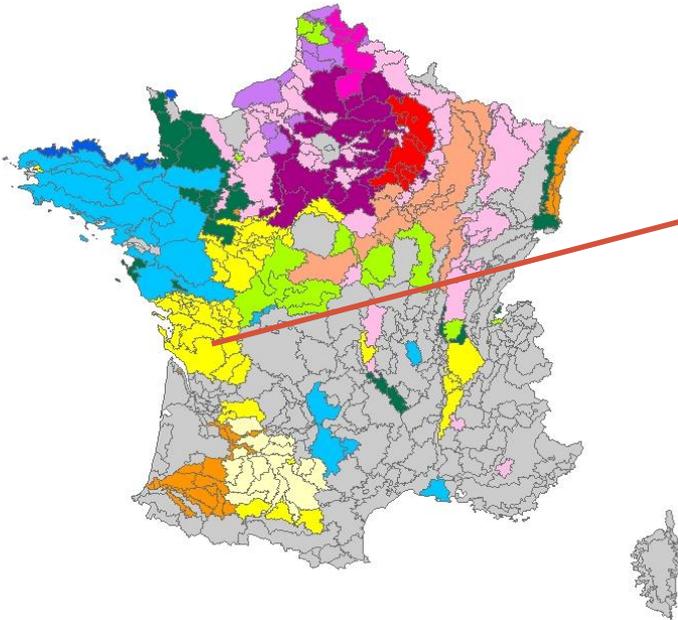
Système « colza-blé-orge » des petites terres à cailloux

Typologie des terres labourables en France (%ages relatifs à la surface totale)

- Maïs (29%), jachères, prairies tmp. (4%)
- Blé (13%), maïs (5%), orge (4%)
- Blé (17%), colza, orge (9%)
- Blé (22%), orge (13%), betteraves (9%), pois/fèves (7%), prairies artif. (6%), jachères (4%)
- Blé (26%), pdt, betteraves (7%), maïs (6%), orge (4%)
- Blé (27%), orge (9%), colza (6%), betteraves (5%), pois/fèves, maïs (4%)
- Blé (23%), orge (7%), betteraves (6%), pois/fèves, maïs (5%)
- Blé (15%), maïs (8%), tournesol (7%), jachères, prairies tmp. (4%)
- Blé (15%), tournesol (10%), maïs (9%), jachères (6%), prairies tmp. (4%)
- Prairies tmp. (14%), maïs (9%), blé (7%)
- Blé (14%), maïs, légumes (13%), prairies tmp. (9%)
- Blé (11%), maïs (6%), prairies tmp. (5%), orge (4%)
- Maïs (12%), blé (11%), prairies tmp. (5%)
- RA peu labourables

Exemple 1 : Représentation des dynamiques de transitions entre cultures par cluster de régions agricoles en France

Typologie des terres labourables en France, 1992-2003



Typologie des terres labourables en France (%ages relatifs à la surface totale)

- Maïs (29%), jachères, prairies tmp. (4%)
- Blé (13%), maïs (5%), orge (4%)
- Blé (17%), colza, orge (9%)
- Blé (22%), orge (13%), betteraves (9%), pois/fèves (7%), prairies artif. (6%), jachères (4%)
- Blé (26%), pdt, betteraves (7%), maïs (6%), orge (4%)
- Blé (27%), orge (9%), colza (6%), betteraves (5%), pois/fèves, maïs (4%)
- Blé (23%), orge (7%), betteraves (6%), pois/fèves, maïs (5%)
- Blé (15%), maïs (8%), tournesol (7%), jachères, prairies tmp. (4%)
- Blé (15%), tournesol (10%), maïs (9%), jachères (6%), prairies tmp. (4%)
- Prairies tmp. (14%), maïs (9%), blé (7%)
- Blé (14%), maïs, légumes (13%), prairies tmp. (9%)
- Blé (11%), maïs (6%), prairies tmp. (5%), orge (4%)
- Maïs (12%), blé (11%), prairies tmp. (5%)
- RA peu labourables

Système de culture « Maïs-Tournesol »

ARPENTAGE

ArpentAge : Analyse de Régularités Paysagères pour l'Environnement dans les Territoires Agricoles

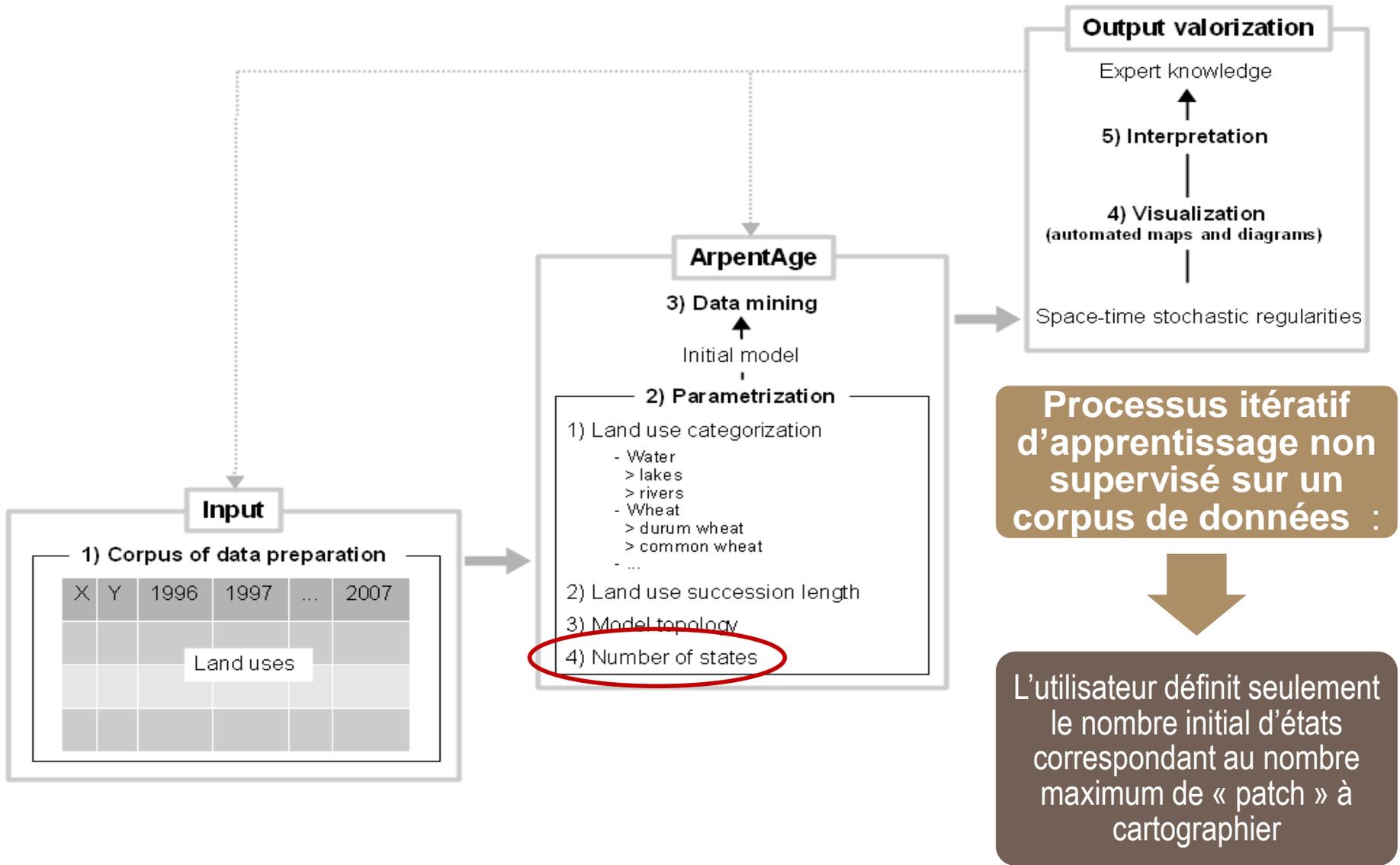
Environnement : Linux/Unix

Langage de programmation : C++

Licence GNU (déposé à l'APP)

Téléchargement libre : <http://www.loria.fr/~jfmari/App/>

Utilisation de ArpentAge

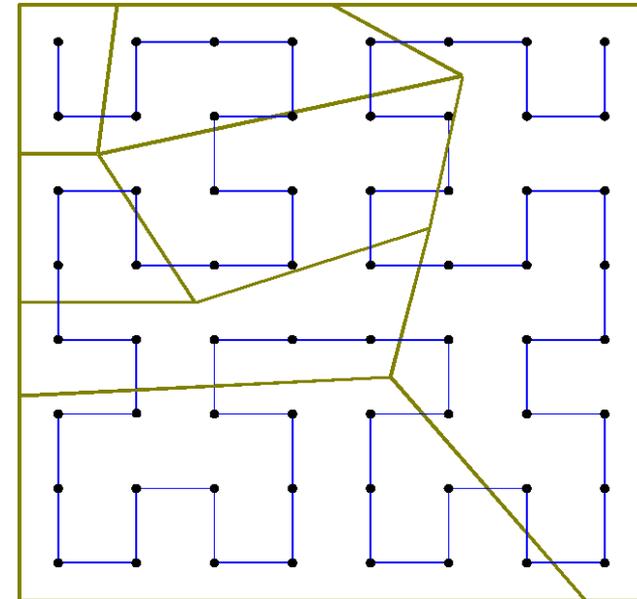


Définitions

- Dans un espace à 2 dimensions, la notion de chaîne de Markov se généralise en donnant naissance à la notion de « **champ de Markov** » : l'état d'un point (ou « site ») dépend seulement de ses plus proches voisins spatiaux
- Les HMM permettent d'effectuer la **segmentation en régions géographiques** du point de vue des densités associées aux états.
- Nécessité d'introduire une **relation d'ordre** sur les points du plan qui respecte autant que possible la notion de **voisinage** et qui permette de passer d'un problème de segmentation sur 2 dimensions à 1 seule :
 - **Courbe de Peano** : courbe fractale permettant d'ordonner les points

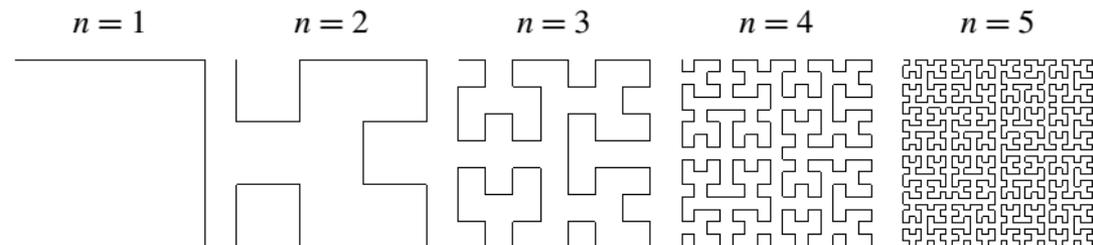
Estimation d'un champ de Markov de successions de culture de culture

Utilisation d'une courbe de Peano pour ordonner les points Teruti
→ Courbe fractale qui parcourt tous les points du plan en respectant la notion de voisinage spatial et de transformer un champ de Markov 2D en une dimension



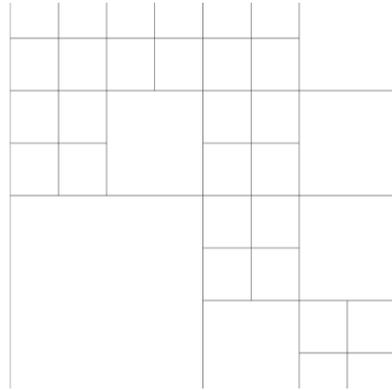
- Limite parcellaire
- Courbe de Peano
- Échantillon de points équidistants

Exemples de parcours de type Hilbert-Peano de tailles ($2^n \times 2^n$) croissantes

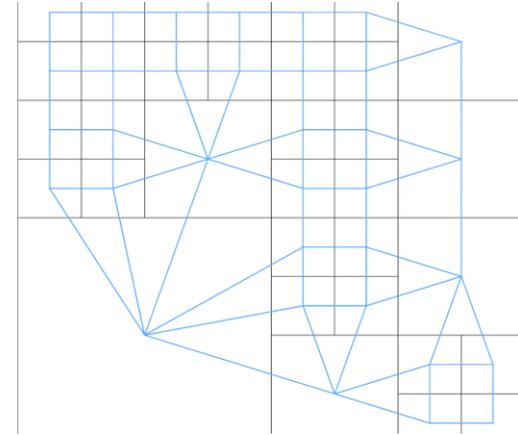


Estimation d'un champ de Markov de successions de culture

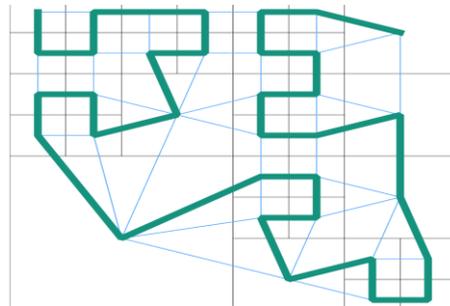
Application au cas d'un parcellaire agricole



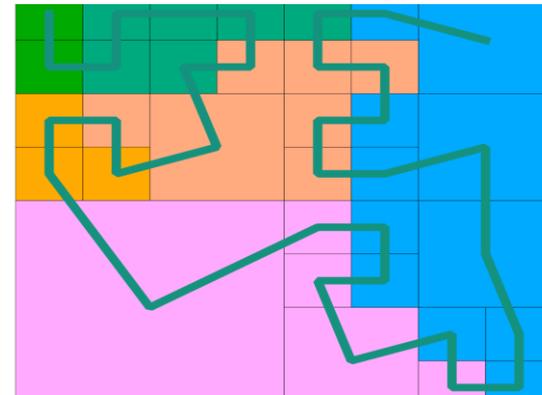
Exemple de parcellaire



Graphe de voisinage



Courbe de Peano



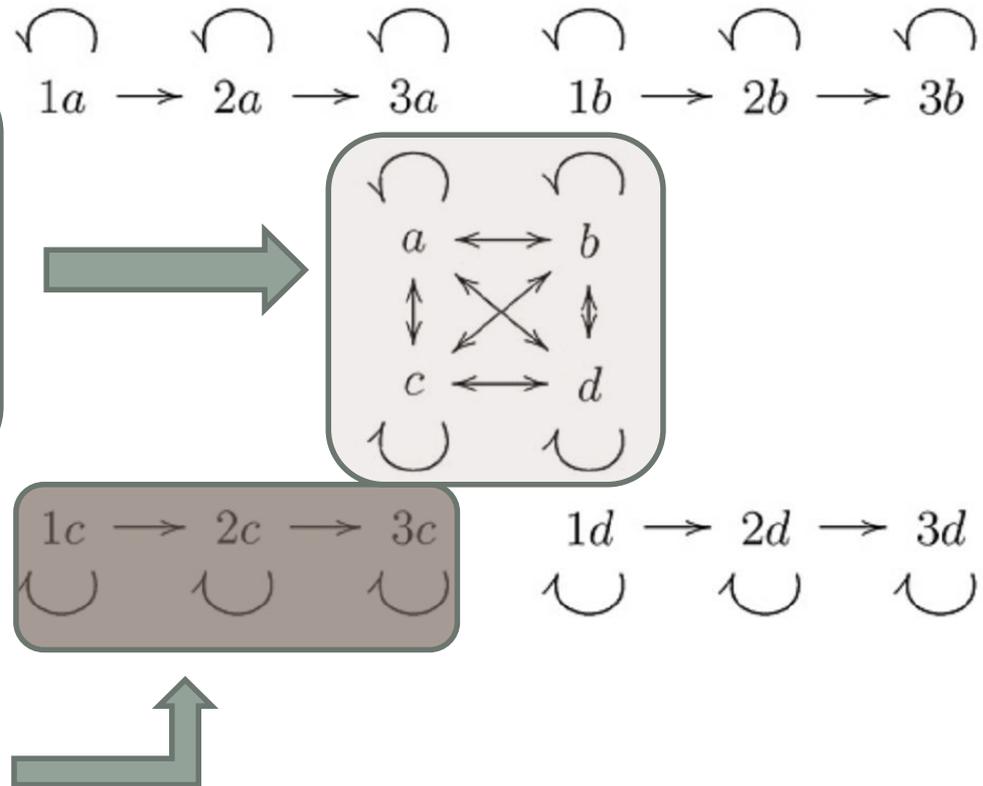
Occupations du parcellaire

Topologies utilisées dans ArpentAge

- Topologie d'un HMM hiérarchique (ou « super-modèle », « HHMM ») :

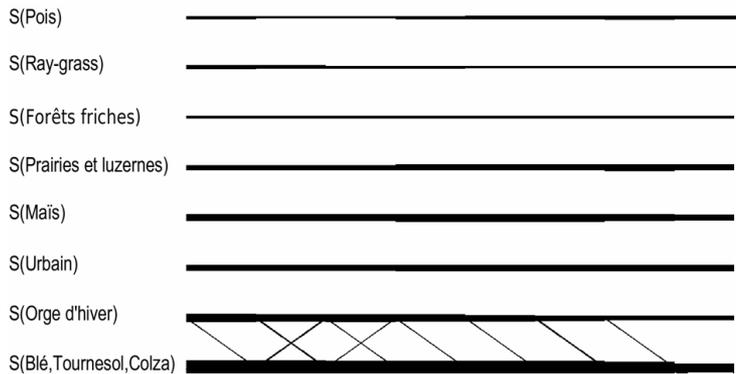
Un HMM hiérarchique est forcément ergodique : c'est lui qui va représenter les dynamiques spatiales (i.e. segmenter l'espace en zones homogènes)

Chaque « super-état » du « super-modèle » est lui-même un HMM (ergodique ou linéaire) qui va permettre de représenter la dimension temporelle



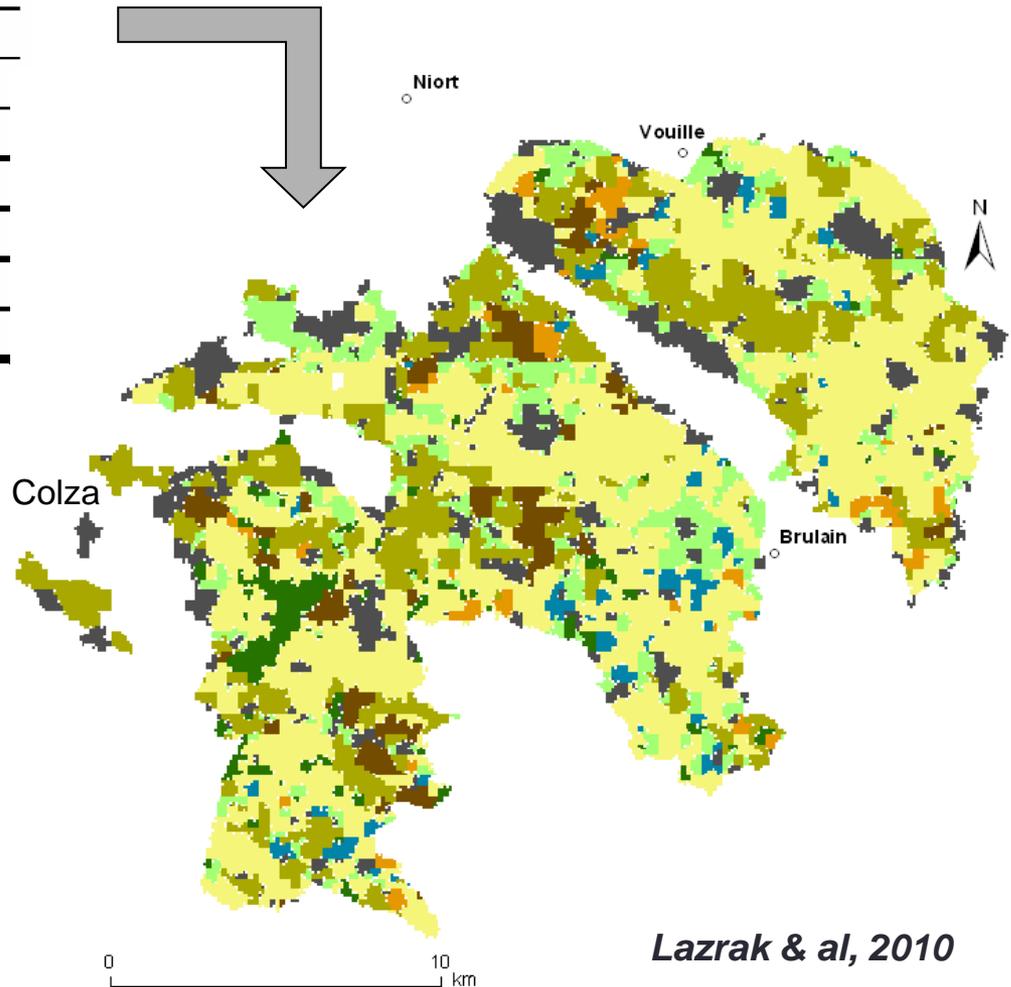
Exemple 1 : Typologie des successions de cultures sur la plaine de Niort

Classes de successions d'occupation du sol définies avec CarrotAge



p.ex.: S(Pois) : classe de successions impliquant le pois au moins une année sur quatre.

Zones homogènes définies avec ArpentAge



Lazrak & al, 2010

Exemple 2 : segmentation d'un territoire + outil de visualisation d'ArpentAge (cf. vidéo)

<http://www.loria.fr/~jfmari/App/>

Quelles suites donner au développement de ces logiciels ?

- Traiter de données hétérogènes (exemples : des données d'itinéraires techniques issues de l'enquête « Pratiques culturelles », ou des données décrivant des éléments diversifiés de paysages)
- Développer des outils pour visualiser et intégrer le temps dans un système d'information géographique
- Coupler l'identification de régularités spatio-temporelles avec des mécanismes de raisonnement automatique pour créer des règles de dynamique / localisation
- Réutiliser les connaissances produites dans des modèles de simulation de changements d'occupation des sols