

Zonages agricoles : procédure exploratoire d'analyse spatiale pour la définition statistique de formes régionales

D. DESBOIS¹, M. HILAL².

¹ INRA-ESR (Nancy) et SCEES (Paris)
SCEES, Direction des Affaires Financières et
Économiques
4, avenue de Saint-Mandé
75570 Paris Cedex 12, France
email : desbois@jouy.inra.fr

² INRA-ESR (Dijon) et Division Agriculture de
l'INSEE
ENESAD - INRA-ESR,
26, Boulevard Docteur-Petitjean
21036 Dijon, France
email : hilal@enesad.inra.fr

RÉSUMÉ

La procédure exploratoire d'analyse statistique des données d'une matrice d'information géographique, présentée dans cet article, permet de produire une délimitation d'aires spatialement connexes et statistiquement homogènes. Cette procédure s'inscrit dans le cadre méthodologique constitué par l'analyse des données et ses développements récents, notamment ceux (analyse des correspondances binaires lissée, classification hiérarchique sous contrainte de contiguïté) qui s'attachent à prendre en compte dans le traitement statistique les attributs spécifiquement spatiaux (voisinage, contiguïté, fluctuations locales) des données soumises à l'analyse. Les résultats obtenus concernent la Bourgogne. Ils permettent de repérer, de décrire et d'analyser les bassins de production agricoles sur la base de données communales extraites du Recensement Général de l'Agriculture de 1988.

Mots-clés : zonage, distributions spatiales, analyse des données, régions agricoles, Bourgogne

Agricultural Zoning: an Exploratory Spatial Analysis to Statistically Define Specific Regional Patterns

ABSTRACT

The procedure of exploratory statistical analysis of spatial data presented here is aimed at producing agricultural zoning patterns which are spatially connected and statistically homogeneous and which are suited to identification, description and analysis of farming areas. The statistical approach of this procedure is based on recent developments in multivariate statistical analysis, especially smoothed binary correspondence analysis and hierarchical constrained clustering that endeavour to include in statistical processing the specifically spatial features (neighbourhood, connectivity, local fluctuations) of the data under analysis. We present the obtained results with regards to Burgundy, on the basis of communal data excerpted from the 1988 French agricultural census.

Key words: agricultural areas, Burgundy, Multivariate statistical analysis, spatial data, zoning

I) INTRODUCTION

Les Régions agricoles ont été créées en 1946 et utilisées la première fois lors du recensement agricole de 1955. Elaborées d'après les conditions naturelles de production et les débouchés de l'époque, elles n'ont été que partiellement remaniées par la suite. Le découpage actuel date de 1974 et se compose de 433 régions agricoles.

L'évolution des systèmes de production, les orientations des Politiques agricoles communautaires, les dynamiques de peuplement et d'emploi qui affectent les espaces ruraux, voire l'aménagement du territoire suscitent de nombreuses questions. Les réponses à ces questions

ne peuvent pas toujours être construites à partir des zonages existants. Elles doivent parfois se fonder sur des partitions ad-hoc du territoire. Ainsi, le projet «Zonages agricoles», résultat d'une collaboration scientifique et technique entre l'INRA, l'INSEE et le SCEES du Ministère de l'Agriculture, s'est donné pour objectif de fournir une base empirique satisfaisante pour la catégorisation des espaces ruraux.

La constitution d'une base de données communales [HILAL, BAILLOT & DESBOIS 1996] permet de mettre en œuvre une méthodologie statistique adaptée au repérage, à la description et à l'analyse des bassins de production agricole. La notion d'unité taxinomique statistiquement homogène et spatialement connexe semble particulièrement appropriée à la délimitation d'espaces régionaux. La présente étude propose une procédure statistique exploratoire pour la production de formes régionales répondant aux critères d'homogénéité statistique et de connexité spatiale.

II) METHODOLOGIE

La problématique du zonage consiste à partitionner un espace E , muni d'une structure géométrique, en classes connexes -les formes régionales-. Elles regroupent des unités spatiales qui, selon la thématique d'une analyse, présentent soit des caractéristiques homogènes, soit des motifs traduisant par leur régularité une cohésion du milieu étudié.

L'introduction d'une structure de proximité ou de contiguïté dans l'analyse multidimensionnelle des données statistiques [LEBART 1969] constitue le cadre de référence de la méthodologie utilisée. Nous proposons une approche exploratoire multidimensionnelle basée sur le lissage spatial du tableau de données introduisant ainsi une prise en compte de la contiguïté. Le but du lissage spatial est d'éliminer l'influence de fluctuations locales afin de mettre en évidence les tendances globales de la variabilité statistique. L'utilisation des techniques d'analyse factorielle [LEBART, MORINEAU & WARWICK 1984] permet de retenir les principales composantes de cette variabilité statistique. La classification sous contrainte de contiguïté [LEBART 1978] réalisée sur les principaux axes factoriels permet d'obtenir des partitions de l'ensemble des unités spatiales en classes connexes.

II.1) Structures de contiguïté

La contiguïté est définie sur l'ensemble I par un graphe valué $G = (I, A)$ dont les sommets i représentent les unités spatiales et dont les arêtes relient chaque élément i aux unités spatiales qui lui sont contiguës. L'ensemble des unités spatiales contiguës à chaque élément i définit le voisinage de i , noté $V(i)$. Au graphe de contiguïté G , on associe sa matrice d'incidence A , carrée de dimension $\text{Card}(I) = n$, définie par son terme général $a_{ii'} = \{a_{ii'} > 0 \text{ si } i' \in V(i), 0 \text{ sinon}\}$, valeur de l'arête $\{i, i'\}$. On notera $a_i = \sum_{i' \in V(i)} a_{ii'}$ la pondération a_i du voisinage $V(i)$ définie par

la somme des valeurs affectées aux arêtes. Dans le cas d'un graphe binaire $G(a_{ii'} = \{1 \text{ si } i' \in V(i), 0 \text{ sinon}\})$, la pondération a_i du voisinage $V(i)$ est égale au nombre de voisins de l'unité spatiale i ; de plus, si ce graphe binaire G est symétrique alors le nombre de voisins n_v au sein du graphe est égal à $\frac{1}{2} \sum_{i \in I} a_i$. En général, la pondération introduite par un graphe valué est choisie

inversement proportionnelle

- soit à la distance $d_{ii'}$ entre les unités spatiales i et i' (e.g. $a_{ii'} = \frac{1}{d_{ii'}}$)

- soit à leur ordre de contiguïté $c_{ii'}$ (e.g. $a_{ii'} = \frac{1}{(1+c_{ii'})}$).

Si la structure de contiguïté est définie par une partition en K classes de l'ensemble I (c'est le cas de circoncriptions administratives -les cantons- ou géographiques -les régions agricoles), la matrice A , associée au graphe, est alors composée de blocs $\{c_k, c_{k'}\}$ correspondant au croisement des classes c_k et $c_{k'}$ de la partition; blocs nuls (pour $k' \neq k$) sauf sur la diagonale.

Le cas particulier de matrices d'incidence A où la pondération du voisinage est constante en ligne et en colonne ($a_i = a_{i'} = \alpha$, $\forall \{i, i'\} / i \neq i'$) constitue une structure de contiguïté intéressante puisqu'au facteur constant près α , la matrice A est bistochastique (somme des lignes et des colonnes égale à 1). Le graphe associé G est alors qualifié de bistochastique : si le graphe G est binaire alors chaque unité spatiale possède un nombre identique de voisins.

II.2) Lissage spatial du tableau des données

Le lissage spatial utilisé fonctionne selon un principe barycentrique similaire à une moyenne mobile. Il calcule la valeur d'un attribut statistique pour une unité spatiale i par une somme pondérée des valeurs observées au voisinage de ce lieu. Le poids $p_{ii'}$ du voisin i' relativement au voisinage $V(i)$ dans ce lissage est défini par $p_{ii'} = \frac{a_{ii'}}{a_i}$.

La somme des poids au voisinage de chaque unité spatiale $i \sum_{i' \in V(i)} p_{ii'}$ est égale à 1, ainsi le graphe valué Γ issu de cette transformation est bistochastique.

Soit J l'ensemble des attributs statistiques retenus pour analyse, le vecteur des observations statistiques $x_i = \{x_{ij} / j \in J, x_{ij} \in \mathfrak{R}\}$ réalisées sur l'unité spatiale i est lissé suivant la formule générale : $x_i^* = \sum_{i' \in V(i)} p_{ii'} \times x_{i'}$, où x_i^* est le vecteur des observations lissées.

II.3) Analyse des correspondances binaire lissée

Soit $B = \{b_{ij} / i \in I, j \in J, b_{ij} \in \{0,1\}\}$ un tableau disjonctif complet (TDC) croisant un ensemble I d'unités spatiales (e.g. l'ensemble des communes appartenant à une région donnée) et un ensemble J de modalités issues d'attributs qualitatifs à caractère nominal ou ordinal (e.g. l'appartenance à des typologies a priori caractérisant les systèmes de productions agricoles ou obtenues a posteriori par recodage d'un tableau de mesures X). L'analyse des correspondances binaire lissée (ACBL) consiste à analyser le tableau B^* de terme général : $b_{ij}^* = \sum_{i' \in V(i)} p_{ii'} \times b_{i'j}$

Sous forme matricielle le tableau B^* s'écrit $B^* = TAB$ où T est la matrice diagonale de terme : $t_{ii} = 1/a_i$.

Le terme b_{ij}^* correspond à un codage flou des indicatrices de modalités qui prennent pour chaque unité spatiale une valeur appartenant à l'intervalle $[0,1]$. Le tableau B^* n'est pas un TDC mais conserve cependant certaines de ses propriétés :

- la somme des modalités j d'un même variable est égale à 1 pour toute unité spatiale i ;

- la somme totale des modalités pour chaque unité spatiale i est égale au nombre d'attributs qualitatifs q .

La marge sur I du tableau lissé B^* est égale à celle du TDC original B :

$$b^*_{.i} = \sum_j b^*_{ij} = \sum_{i'} \sum_j (a_{i'j} b_{i'j} / a_{i'}) = \sum_{i'} (a_{i'}/a_{i'}) \sum_j b_{i'j} = b_{i'} = q = b_i.$$

Dans le cas d'une partition de l'ensemble I en K classes notées I_k , l'ACBL équivaut à une analyse interclasses croisant les K classes de la partition et les modalités des q attributs.

Dans le cas d'un graphe bistochastique G , la marge sur J du tableau lissé B^* est égale à celle du TDC original B :

$$b^*_{.j} = \sum_i b^*_{ij} = \sum_{i'} \sum_i (a_{i'j} b_{i'j} / a_{i'}) = \sum_{i'} \left(\sum_i (a_{i'}/a_{i'}) \right) \times b_{i'j} = \sum_{i'} (a_{i'}/\alpha) \times b_{i'j} = b_{i'j} = b_j.$$

II.4) Classification hiérarchique sous contrainte de contiguïté

L'introduction de la contrainte de contiguïté en classification automatique a pour objet de privilégier lors des processus d'agrégation/segmentation parmi les individus présentant des profils de description statistique équivalents, ceux dont la proximité spatiale est la plus étroite. La classification ascendante hiérarchique sous contrainte de contiguïté (CAHC) [LEBART 1978] permet de construire des typologies constituées de partitions emboîtées d'unités spatiales connexes -des aires géographiques - statistiquement homogènes.

Introduire une contrainte de contiguïté au sein d'un algorithme ascendant de classification hiérarchisée suppose de doter l'ensemble Σ des sommets de la hiérarchie binaire indicée H d'une relation de contiguïté K qui soit symétrique, transmissible et éventuellement réflexive.

La transmissibilité d'une relation de contiguïté définie par la proposition suivante :

$$\forall (\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3) \in \Sigma^3 : (\sigma_1 K \sigma_2) \wedge (\sigma_2 \subset \sigma_3) \Rightarrow (\sigma_1 K \sigma_3)$$

peut s'interpréter des deux façons suivantes :

- si un sommet σ_1 est contigu à un sommet σ_2 , alors tous les sommets contenant σ_2 (i.e. formés après σ_2 dans la hiérarchie) sont également contigus à σ_1 ;

- le nouveau sommet formé par l'agrégation binaire de deux sommets quelconques de la hiérarchie (désignés selon l'usage par les termes d'ainé et de benjamin) est contigu à chacun des sommets contigus à l'ainé et/ou au benjamin du noeud nouvellement agrégé.

Soit δ , l'indice de distance utilisé dans l'algorithme ascendant de classification hiérarchique usuel, on peut définir l'indice d'agrégation correspondant dans la CAHC par :

$$\gamma(\sigma_1, \sigma_2) = f(\delta(\sigma_1, \sigma_2), \kappa(\sigma_1, \sigma_2))$$

où κ est l'indice de contiguïté et f une fonction croissante de κ et de δ . Dans le cas d'une contiguïté spatiale discrète, l'indice κ de contiguïté est défini par la relation de contiguïté K :

$$\begin{cases} k(s_1, s_2) = 0 \Leftrightarrow s_1 K s_2 \\ k(s_1, s_2) = +\infty \Leftrightarrow \neg(s_1 K s_2) \end{cases}$$

Dans l'algorithme de CAHC utilisé, la fonction f est alors définie par : $f(\delta, \kappa) = \delta + \kappa$, ceci implique que deux sommets ne peuvent être agrégés que si et seulement si ils sont contigus. Si δ est le critère de la minimisation de la variance intra-classes, alors le critère γ utilisé dans la CAHC minimise localement la variance intra-classes.

Un tel mode d'agrégation conduit à une hiérarchie indicée pouvant présenter des inversions : lors du processus d'agrégation, l'indice d'un sommet nouvellement agrégé peut devenir inférieur à l'indice de certains de ses prédécesseurs. Soit ν l'indice de niveau de la hiérarchie H , une inversion se définit par la proposition suivante :

$$\{\exists(\sigma_1, \sigma_2) \in \Sigma^2 / (\nu(\sigma_1) < \nu(\sigma_2)) \wedge (\sigma_1 \supset \sigma_2)\}$$

La présence de nombreuses inversions traduit une forte hétérogénéité spatiale tandis qu'à l'inverse la quasi absence d'inversions caractérise un phénomène fortement autocorrélé.

III) RESULTATS

Afin d'évaluer la méthodologie proposée, l'étude de cas porte sur la *Bourgogne*. Cette région administrative de la France du Centre-est regroupe quatre départements : la *Côte-d'Or* (D=21), la *Nièvre* (D=58), la *Saône-et-Loire* (D=71) et l'*Yonne* (D=89). Elle est constituée de 25 régions agricoles (*carte en annexe*) et de 2044 communes dont 2042 sont siège d'au moins une exploitation agricole.

III.1) Les données

La thématique de l'étude porte sur la répartition de la marge brute standard (Mbs) communale ventilée séparément selon les orientations technico-économiques (Otex) et la taille de dimension économique (Ude) des exploitations agricoles. D'autres indicateurs de structure et d'intensification, construits à partir de la Mbs exprimée en écus, de la surface agricole utilisée (Sau en hectares) et du volume de travail exprimé en unités de travail annuel (Uta), complète le corpus de données. Toutes ces données sont extraites du RGA de 1988.

III.2) Mise en oeuvre du traitement statistique

L'idée directrice dans la mise en oeuvre du traitement statistique est de pouvoir utiliser les techniques standards de l'analyse de données afin de construire des chaînes de traitements statistiques multidimensionnels adaptées à l'analyse spatiale exploratoire à partir d'un logiciel standard. Le macro-langage SAS fournit un contexte de programmation riche en fonctions de gestion et de traitement de l'information statistique et ceci, tout en garantissant la portabilité du développement sur un ensemble défini de plates-formes matérielles et de systèmes d'exploitation. La programmation des analyses de données est basée sur l'utilisation des fonctions offertes par la procédure *SPADinSAS* [CISIA 1994]. L'exploitation du macro-programme *%ANASPA* [DESBOIS & HILAL 1995] s'effectue selon des chaînes de traitement d'analyse spatiale qui s'organisent par combinaison des étapes suivantes : extraction des données, recodage, lissage, analyse des données, aides à l'interprétation et restitution cartographique.

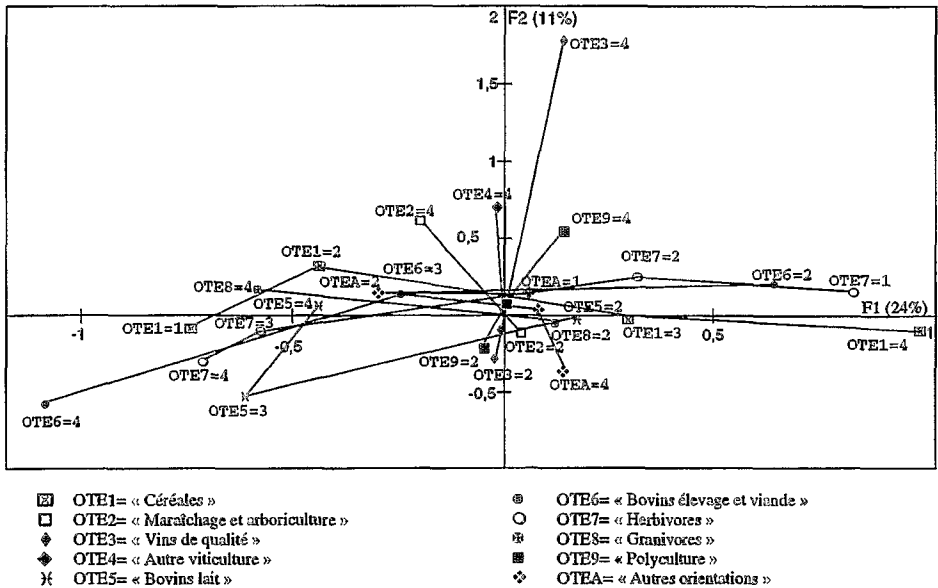
La procédure exploratoire utilisée est une *ACBL* réalisée par lissage d'un TDC B issu du recodage en 4 classes à effectifs égaux du tableau de données quantitatives X regroupant les observations effectuées pour l'ensemble J des attributs statistiques sur l'ensemble I des unités spatiales. L'analyse des correspondances binaires du TDC lissé B^* est réalisée par la procédure *CORBI* de *SPAD*N*. La classification ascendante hiérarchique sous contrainte de contiguïté est produite par la procédure *CAMAC* de *SPAD*N* sur la base des premières coordonnées factorielles

des unités spatiales. La *métrique* utilisée en aval d'une AFC est donc celle du χ^2 . Le *critère de Ward* [Ward 1963], mis en oeuvre par la procédure CAMAC de CAHC, minimise la perte de variance à chaque agrégation. Le choix, la caractérisation des axes factoriels et des unités taxinomiques retenus sont effectués selon des procédures empiriques d'aides à l'interprétation s'appuyant sur le concept de valeur-test [Morineau 1985].

III.3) Analyse des données

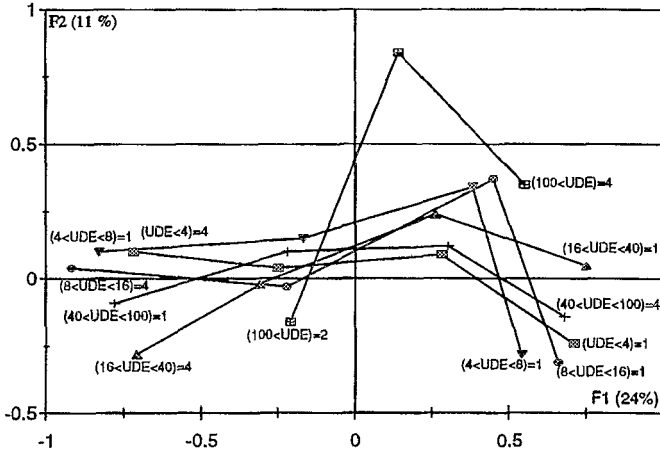
La décroissance observée sur l'histogramme des valeurs propres suggère de retenir les cinq premiers axes de l'analyse cumulant 53% de l'inertie. L'interprétation des axes factoriels présentée à titre illustratif se limite au premier plan factoriel (axes F1 et F2 cumulant 35% d'inertie) permettant de visualiser les composantes majeures de la variabilité statistique. Cette interprétation s'appuie sur l'analyse des projections factorielles des *indicatrices floues* des modalités issues du recodage en classes d'effectifs égaux puis du lissage spatial des attributs statistiques. L'échelle ordinale des modalités s'étend de 1 pour les valeurs faibles à 4 pour les valeurs fortes.

Graph 1 : Nuage des profils communaux selon l'orientation technico-économique.



Le nuage des profils communaux en orientations technico-économiques des exploitations agricoles (graph 1) permet de mettre en évidence par exemple l'opposition entre les communes réalisant la plus grande part de leur marge brute standard en *Céréales* (OTE1=4, F1>0) à celles réalisant la majeure partie de leur Mbs en *Bovins élevage et viande* (OTE6=4, F1<0). Selon l'axe F2, se projettent des modalités qui traduisent une opposition entre les communes disposant d'une Mbs constituée en majeure partie dans l'Otex *Vins de qualité* (OTE3=4) et celles où la marge brute standard dégagée dans cette Otex est beaucoup plus faible que la moyenne régionale.

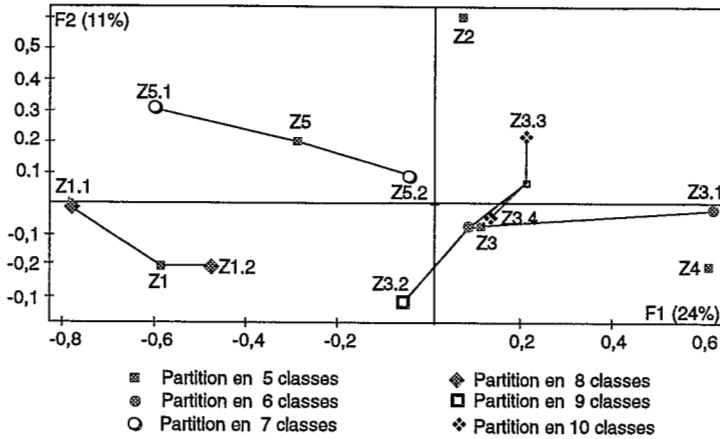
Graph 2 : Nuage des profils communaux selon la dimension économique des exploitations



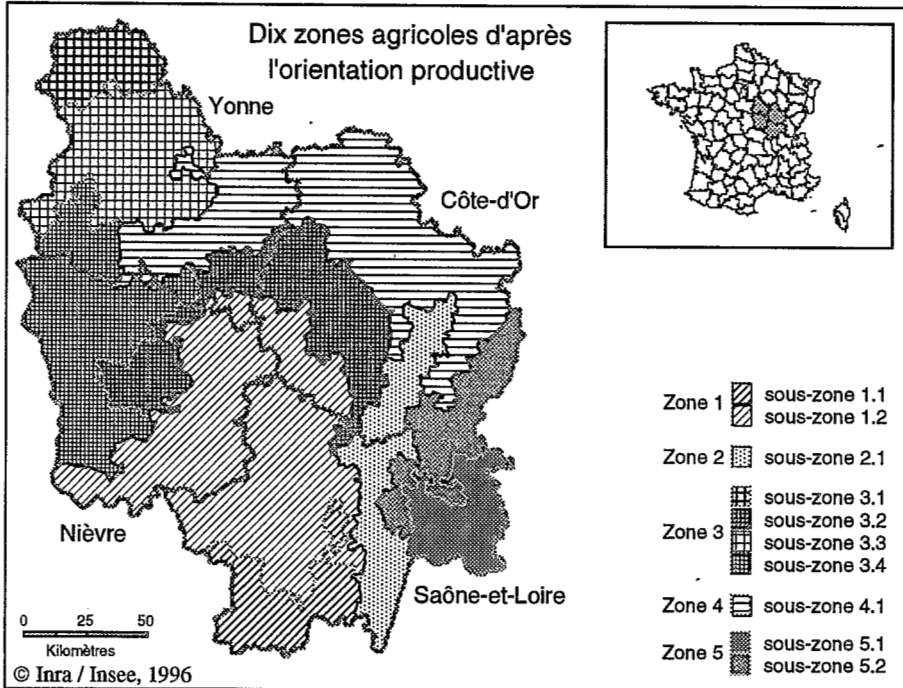
Les projections du nuage des profils communaux en unités de dimension économique (graphe 2) renseignent sur la distribution des tailles d'exploitation, ainsi la procédure exploratoire utilisée met en évidence un regroupement de communes situé à l'extrémité positive de l'axe F1 comportant beaucoup plus d'exploitations dont l'Ude est supérieure à 40 et beaucoup moins d'exploitations dont l'Ude est inférieure à 40. Ce regroupement s'oppose à celui, situé à l'extrémité négative de l'axe F1, des communes avec beaucoup plus d'exploitations de dimension inférieure à 40 et beaucoup moins d'exploitations de dimension supérieure à 40. L'examen de l'axe F2 montre que le regroupement de communes spécialisées en *Vins de qualité* (OTE3=4) identifié sur le graphique précédent rassemble relativement plus d'exploitations dont la dimension économique est supérieure à 100.

La projection des indices communaux de structure et d'intensification (graphe 3) met en évidence le fait que les communes spécialisées en *Céréales* ($F1 > 0$) présentent des valeurs moyennes maxima pour les ratio de marge brute standard par exploitation et par unité de travail annuel ainsi que pour la surface agricole utilisée par unité de travail annuel. Par opposition, les communes spécialisées en *Bovins élevage et viande* ($F1 < 0$) présentent des valeurs moyennes minima pour les mêmes ratio de revenu et d'intensification. Les projections des indicatrices floues des modalités concernant les ratio de structure montrent que les communes céréalières comportent beaucoup plus de grandes exploitations. En revanche, les communes spécialisées dans l'élevage bovin pour la viande comportent des exploitations relativement moins étendues. Les communes viticoles et céréalières ont en commun la mobilisation d'une main d'oeuvre importante à l'inverse des communes *Bovins élevage et viande*. La spécificité des communes viticoles ($F2 > 0$) réside dans une surface par exploitation faible et une forte intensification en main d'oeuvre, alliées à un revenu à l'hectare élevé. Elles partagent cette dernière particularité avec les communes céréalières.

Graph 4 : Projection des classes de la hiérarchie



Carte 1 - Projection spatiale des classes de la hiérarchie



IV) CONCLUSION

La procédure exploratoire présentée ci-dessus permet de produire une typologie de formes régionales spatialement connexes et présentant une homogénéité statistique suffisante. Globalement les résultats sont cohérents avec la géographie agricole de la Bourgogne. Cette procédure exploratoire d'analyse spatiale est implantée sous forme d'un macro-programme qui

peut être adapté à un large ensemble de plates-formes matérielles et de systèmes d'exploitation. Actuellement, cet outil est mis à disposition des services régionaux de l'Insee et de la Statistique agricole.

L'outil intègre d'autres procédures de lissage spatial et d'analyse exploratoire [HILAL & DESBOIS 1996]. Nous envisageons d'étendre le champ d'application de la présente approche au domaine spatio-temporel en intégrant simultanément dans les traitements les données des deux recensements agricoles (1979 et 1988).

BIBLIOGRAPHIE SOMMAIRE

CISIA, 1994. *SPADinSAS version 1.0, procédure SPAD*N : l'appel de SPAD*N par une procédure SAS utilisateur*. Editeur CISIA, Saint-Mandé (France), 257 p.

CLIFF A., ORD J., 1973. *Spatial autocorrelation*. Pion, Londres, 178 p.

DESBOIS D., HILAL M., 1995. Analyse spatiale des données : approche méthodologique et macro SAS. *Club SAS 95 : Comptes rendus du club francophone d'utilisateurs du Système SAS*. SAS Institute, Paris, 363-370.

DUMOLARD P. 1981. *L'espace différencié*. Economica, Paris, 208p.

ESCOFIER B., BENALI H., BACHAR K., 1990. Comment introduire la contiguïté en analyse des correspondances ? Application en segmentation d'images. *Statistique et Analyse des Données*, 15(3), 61-92.

GALLEJO F. J., 1982. Codage flou en analyse des correspondances [COD. FLOU]. *Les Cahiers de l'Analyse des Données*, 7(4), 413-430.

HILAL M., BAILLOT E., DESBOIS D., 1996. Zonages agricoles : documentation. *Document de travail n°9601, Division Agriculture, Direction des Statistiques d'Entreprises*. INSEE, Paris, 43p.

HILAL M., DESBOIS D., 1996. Définition de formes régionales particulières : les zonages agricoles. *Etude des phénomènes spatiaux, La Rochelle (France), 6-8 décembre 1995*. INRA Editions Les Colloques n° 78, Paris, à paraître.

LEBART L., 1978. Programme d'agrégation avec contraintes [C.A.H. contiguïté]. *Les Cahiers de l'Analyse des Données*, 3(3), 275-287.

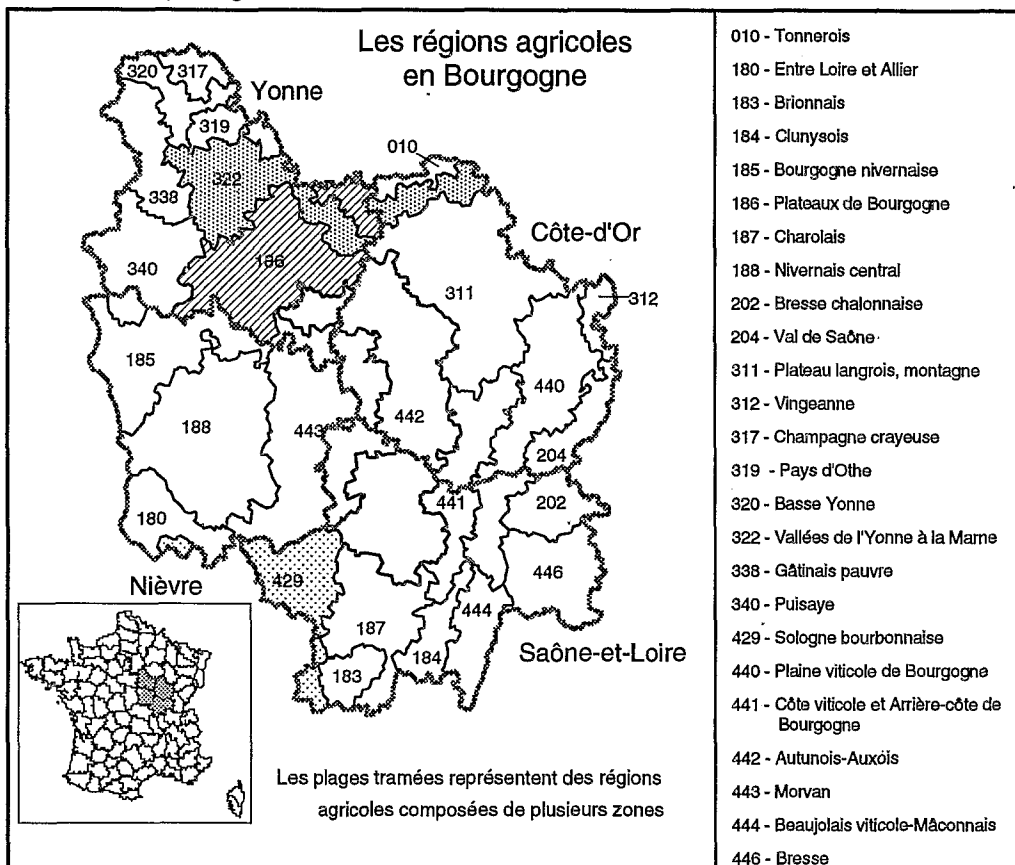
LEBART L., MORINEAU A., WARWICK K.W., 1984. *Multivariate Descriptive Statistical Analysis, Correspondence Analysis and Related Techniques for Large Matrices*. Wiley, New-York, 231 p.

MORINEAU A., 1985. Note complémentaire sur les valeurs-tests. *Demandez le programme - Bulletin technique du CESIA*, 3(1-2), 43-55.

WARD J.H., 1963. A Hybrid Clustering Method for Identifying High-Density Clusters. *Journal of the American Statistical Association*, 58, 236-244.

ANNEXES

1- Carte des Régions agricoles



2 - Tableau synthétique du profil statistique des zones agricoles

ZONE	1		2	3				4	5		Région
	sous-zone	1.1	1.2	2.1	3.1	3.2	3.3	3.4	4.1	5.1	
Orientations technico-économiques (%)											
Céréales	0.4	1.4	8.2	85.6	12.5	47.0	41.5	70.0	9.3	36.2	29.6
Horticulture, arboriculture	1.9	0.6	1.1	6.1	0.4	1.2	0.7	0.3	11.8	15.6	2.3
Vins de qualité	0.1	0.1	76.5	0.0	1.3	21.4	6.5	1.7	0.0	0.1	18.1
Autres vins et cultures	0.6	1.3	1.5	1.4	0.1	4.7	0.7	3.3	0.9	0.7	1.8
Bovins lait	5.4	1.0	0.7	0.1	2.7	2.2	3.5	1.7	19.0	2.4	2.6
Bovins viande	67.6	76.4	1.7	0.2	24.5	0.5	8.6	0.3	6.1	2.3	19.7
Herbivores	15.8	12.2	2.5	0.1	19.7	2.1	6.3	0.9	18.6	5.4	6.9
Granivores	5.6	1.7	0.5	0.3	0.9	0.8	0.6	0.5	5.6	1.4	1.3
Polyculture	0.1	0.5	3.4	1.2	1.2	5.3	3.7	2.7	1.5	5.8	2.7
Autres	2.4	4.8	3.9	4.8	36.7	14.6	27.9	18.6	27.3	30.1	15.0
Classe de dimension économique (%)											
Moins de 4 ude	3.8	1.9	1.1	0.4	1.4	1.1	1.2	0.4	3.7	1.8	1.4
de 4 à 7.9	6.2	2.9	1.6	0.6	1.7	1.2	1.4	0.5	7.4	3.1	2.1
de 8 à 15.9	18.6	9.6	3.9	2.4	5.7	3.8	4.4	1.4	20.1	8.0	6.2
de 16 à 39.9	55.0	54.8	24.4	22.1	39.1	25.3	29.5	19.5	46.8	39.1	33.4
de 40 à 99.9	14.5	27.1	44.6	47.6	47.2	46.1	47.6	53.6	19.4	38.9	41.5
100 et plus	1.9	3.7	22.3	26.9	7.9	22.6	16.0	24.6	2.6	9.1	15.5
Valeurs moyennes											
Mbs par exploitation	19.5	19.4	33.8	43.8	26.1	33.9	28.5	45.4	13.5	22.2	26.4
Mbs par unité d'Uta	11.5	14.1	17.8	28.4	18.3	21.9	20.5	28.4	10.9	17.5	18.1
Mbs par hectare de Sau	0.4	0.4	1.7	0.6	0.4	0.7	0.5	0.5	0.6	0.6	0.6
Sau par exploitation	31.9	52.1	19.4	75.0	68.2	47.2	59.3	87.2	24.6	36.4	47.4
Sau par unité d'Uta	27.1	37.9	10.2	48.6	47.9	30.5	42.6	54.6	19.7	28.7	32.4
Uta par exploitation	1.2	1.4	1.9	1.5	1.4	1.5	1.4	1.6	1.2	1.3	1.5