



**HAL**  
open science

## Extraction de zones floues sur des cartes

L. Lardon, Serge Guillaume, Brigitte Charnomordic

► **To cite this version:**

L. Lardon, Serge Guillaume, Brigitte Charnomordic. Extraction de zones floues sur des cartes. Rencontres LFA francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA), Oct 2006, Toulouse, France. p. 321 - p. 328. hal-00468035

**HAL Id: hal-00468035**

**<https://hal.science/hal-00468035>**

Submitted on 29 Mar 2010

**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.

# Extraction de zones floues sur des cartes

## Fuzzy zones extraction on precision farming maps

L. Lardon<sup>1</sup>

S. Guillaume<sup>1</sup>

B. Charnomordic<sup>2</sup>

<sup>1</sup> UMR ITAP, CEMAGREF Montpellier

<sup>2</sup> INRA-ASB, Montpellier

lardonl@yahoo.fr

361 rue J-F Breton, BP 5095 34196 Montpellier Cedex 5, serge.guillaume@montpellier.cemagref.fr

2 place Pierre Viala, 34060, Montpellier Cedex 1, bch@ensam.inra.fr

### Résumé :

L'analyse des données géo-référencées, issues notamment de l'agriculture de précision, nécessite l'agrégation de mesures entachées d'incertitudes et collectées en des lieux et à des résolutions différentes. Or ces données sont souvent trop rares pour justifier leur interpolation sur une grille commune par des méthodes géo-statistiques. Cet article propose de définir un objet zone, adapté à la représentation cognitive d'une parcelle ou d'un paysage par un expert autant qu'à celle de mesures collectées en ligne ou par mesure au champ. L'utilisation de sous-ensembles flous pour la définition topographique, tant que pour celle du prototype de cet objet zone, permettent de fidèlement représenter les incertitudes liées aux données géographiques. Une méthode d'extraction automatique de ces zones est présentée : il s'agit d'approximer les zones floues par des zones précises contiguës déterminées par un algorithme de type croissance de région, puis de définir les zones floues correspondantes en leur associant un ensemble flou 2D et un prototype dans l'espace des attributs.

### Mots-clés :

Raisonnement spatial, zone floue, SIG

### Abstract:

Geo-Referenced data analysis, to deal with such data as precision farming provides, involves aggregation of multi source and multi resolution uncertain data. Data are often costly and too scarce to allow interpolation on a common grid using geo-statistical methods. The present paper introduces the concept of a zone object, which is well suited to the expert cognitive representation of a parcel or a landscape. It is convenient for on line collected data or field measurements. The use of fuzzy sets for the topographic zone and for its attribute prototype allow a faithful representation of geographic data uncertainties. We also present an algorithm for generating zones from data. We first carry out a union find based algorithm which builds crisp contiguous zones through a merging process. Then we transform the crisp zones into fuzzy gradual zones by defining the fuzzy zone characteristics, a spatial 2D fuzzy set and an attribute prototype.

### Keywords:

Spatial reasoning, fuzzy zone, GIS

## 1 Introduction

Le développement de l'agriculture de précision permet de disposer sur une carte (intra-parcellaire, à l'échelle d'un paysage, d'un bassin versant ...) d'informations issues d'horizons différents et acquises à des dates, des localisations et des résolutions différentes. L'agrégation des données géographiques est classiquement réalisée au sein de *Systèmes d'Information Géographique* (SIG), qui permettent la représentation et l'agrégation d'informations spatialisées. Depuis plusieurs années, parallèlement à l'essor des SIG, de nombreux auteurs ont montré les limites de l'application de méthodes de représentation et de calcul précises [12] à des données empreintes d'une double incertitude, *i.e.* d'une part dans leur localisation, d'autre part dans leur mesure de l'attribut.

Plusieurs tentatives ont été faites pour exploiter les formalismes de représentation de l'incertain dans des applications spatialisées, et plus particulièrement la logique floue (par exemple [3]). Cependant ces approches se bornent le plus souvent à traiter uniquement l'incertitude de mesure de l'attribut et non l'incertitude spatiale. Elles se résument souvent à la généralisation de méthodes d'analyse de données, sans que les propriétés spatiales des données soient prises en compte explicitement. Des méthodes statistiques ont été développées pour analyser les données spatiales. Cependant la pauvreté de

l'échantillonnage des données spatiales interdit souvent l'application rigoureuse de ces techniques géostatistiques [8]. En revanche, si les données mesurées sont rares et coûteuses, une connaissance experte est souvent disponible.

Il est donc nécessaire de se doter d'un modèle de représentation de l'information géographique permettant d'agréger données expertes et données numériques. Nous nous attachons ici dans un premier temps à proposer un modèle de représentation de l'information spatiale, à savoir le concept de zone floue, puis dans un deuxième temps à définir une méthode d'extraction de ces zones sur une carte.

## 2 Représentation d'une information spatiale

Que les données soient acquises par échantillonnage, photographie, mesure en ligne ou encore recueil d'expertise, le concept de zone semble être l'entité atomique pertinente pour conduire un raisonnement spatial interprétable. En effet cette entité correspond au mode de représentation de l'expert ou de l'utilisateur de l'objet d'étude : parcelle<sup>1</sup>, bassin versant, ... Par ailleurs, en agrégeant plusieurs points mesures, le concept de zone diminue la complexité du système étudié et permet une meilleure définition des interactions spatiales utilisées en plus des conjonctions de valeurs pour le raisonnement spatial. Cependant, si la notion de zone peut paraître intuitive, il est nécessaire de préciser le sens accordé à ses différentes composantes et particulièrement la représentation de la double incertitude liée aux données spatialisées.

### L'entité zone comme support d'une information spatiale incertaine

Une zone rassemble un ensemble de points dont on considère qu'ils sont liés vis-à-vis d'une propriété sur laquelle on souhaite baser un raison-

<sup>1</sup>Par exemple, un agriculteur dira que le rendement est fort dans la partie haute de la parcelle.

nement (par exemple des points ayant un rendement élevé). L'extraction de zones sur une carte revient donc à segmenter la carte et à associer à chaque sous-ensemble topographique une valeur, ou une plage de valeurs, représentative et typique de la partie segmentée ; cette valeur est par la suite qualifiée de prototype de zone. La définition du prototype permet de distinguer une zone des zones voisines, la définition d'une zone n'a donc pleinement son sens qu'en comparaison des zones voisines et ne peut pas être considérée isolément.

L'utilisation pratique des objets zones dans le raisonnement montre que la description topographique de la zone peut être :

- graduelle ou intrinsèquement floue, aboutissant à une modulation spatiale de l'appartenance à cet objet : dans cette partie de l'espace, je fais sûrement partie de cet objet mais je n'en partage que partiellement les propriétés (par exemple le passage d'une zone humide à une zone sèche).
- ou mal connue, aboutissant à une définition floue de ses frontières : dans cette partie de l'espace il est possible (nécessaire, impossible) que je fasse partie de cet objet (par exemple la bordure d'un lac dont on connaît un niveau haut et un niveau bas).

L'examen de ces propriétés montre qu'il est pertinent d'utiliser une représentation floue pour la description topographique de la zone mais en veillant à préciser la sémantique attachée à la notion de degré d'appartenance. Ainsi chaque zone,  $Z$ , peut être vue comme une règle de portée locale qui met en relation l'espace topographique  $S$  et l'espace des attributs  $\Omega$  :

$$\text{Si } (x, y) \in Z \text{ Alors } \text{Attr}(x, y) = \text{Pr}(Z) \quad (1)$$

La zone  $Z$  est caractérisée par un ensemble flou 2D, défini dans  $S$ , tandis que le prototype est un nombre flou défini dans l'espace de l'attribut.

Le noyau de l'ensemble spatial correspond à une partie de l'espace ne pouvant contenir que

des valeurs totalement typiques de la zone. Lorsqu'on s'éloigne du noyau spatial tout en restant lié au phénomène modélisé par la zone (i.e. le degré d'appartenance à la zone est non nul), la plage des valeurs possibles pour l'attribut augmente mais est contrainte par la relation (1). La transition entre le noyau et le support est linéaire.

En fonction des sémantiques attachées à la zone (i.e. frontière mal connue ou passage graduel d'une zone à une autre), différents opérateurs doivent être utilisés pour inférer les valeurs possibles à partir de la relation (1). Nous nous intéressons, dans le cadre de ce travail, à une carte de zones graduelles, dont la propriété décrite par le prototype évolue de façon progressive. La règle floue : Si X est A alors Y est B, s'interprète, selon la sémantique des règles graduelles [5], comme : Plus X est A, Plus Y est B. A l'intérieur d'une zone, le passage du noyau au support spatial traduit donc un affaiblissement progressif de la propriété définie dans l'espace des attributs  $\Omega$ .

Ces règles peuvent être modélisées par différents opérateurs d'implication comme, par exemple, celui de Goguen. La partie gauche de la figure 1 illustre l'application de la relation d'inférence lorsque la condition de la règle, le degré d'appartenance du point à la zone, est satisfaite au niveau  $\alpha$ .

Un point ayant un degré d'appartenance non nul à plusieurs zones doit vérifier les conditions formulées par chacune des relations (1) correspondantes ; autrement dit l'intersection des attributs inférés doit être non vide, afin de déterminer une plage de  $\Omega$  possibles. Les supports des prototypes doivent donc avoir une intersection non vide.

D'autres sémantiques que celle des règles graduelles sont possibles. Si nous considérons un paysage avec quelques zones labélisées par un expert, la gradualité ne s'impose pas. Lorsqu'on s'éloigne du noyau spatial, alors toutes les valeurs deviennent également possibles. Cette

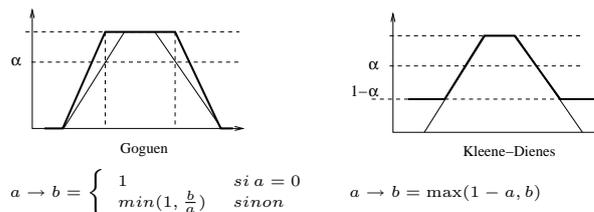


Figure 1 – Illustration de la règle d'inférence

sémantique est celle des règles à certitude [5]. L'application de la relation d'inférence, résultant de l'implication de Kleene-Dienes, est illustrée sur la partie droite de la figure 1.

### 3 Extraction de zones homogènes

Le but est de former une segmentation de la carte et d'y associer des prototypes privilégiant la description de la parcelle. Notre objectif est donc d'extraire un nombre limité de zones sur la carte, caractérisées par leur homogénéité et leur cohérence spatiale.

Dans un premier temps, nous allons nous attacher à déterminer l'existence de zones sur la carte en recherchant des plages de mesures formant des ensembles homogènes ; l'extraction de ces ensembles homogènes fait appel à un algorithme de croissance de région produisant une segmentation en zones contiguës aux frontières précises. Nous verrons dans la section 4 comment induire des zones floues à partir de cette segmentation.

#### 3.1 Segmentation par l'approche union-find

Les algorithmes de segmentation généralement utilisés en analyse cartographique reposent sur la classification des mesures suivie de la projection sur la carte des classes obtenues [4]. Cette classification ne tient pas compte de la structure spatiale, même si une contrainte géographique est parfois introduite dans le processus d'optimisation [9]. La cohérence géographique n'apparaît dans ce cas que comme une contrainte, au même niveau que la compacité des classes.

C'est pourquoi nous avons privilégié une approche inspirée des méthodes utilisées en analyse d'image.

La méthode de segmentation présentée ici s'inspire de l'algorithme de croissance de région dit d'Union-Find décrit par exemple par Fiorio dans [6]. Cette méthode consiste à fusionner deux zones voisines si les valeurs attachées à ces zones sont suffisamment proches.

Cependant l'application d'un algorithme d'analyse d'image sur une carte nécessite de rétablir une propriété allant de soi sur une image : la connexité. En effet la distribution des observations ne suivant pas une grille régulière, il faut d'abord définir pour chaque observation les observations connexes, autrement dit, pouvoir spécifier pour chaque référence spatiale, qui sont ses voisins. Comme nous avons pu le détailler dans [11], la restauration de la connexité consiste à rechercher une distribution angulaire homogène des voisins autour de chaque point, le nombre moyen de voisins par point étant un paramètre fixé par l'utilisateur, au même titre que la connexité sur une image.

L'algorithme de segmentation proposé dans cet article est itératif et de complexité linéaire. Par la suite,  $n$  désigne le nombre de points et  $p$  le nombre de voisins.

#### **initialisation**

- création d'une zone pour chaque point
- établissement des relations de voisinage
- calcul du critère de fusion pour chaque paire possible (i.e.  $np$  calculs)

#### **pas**

- fusion des deux zones ayant la plus petite valeur du critère de fusion
- mise à jour de la liste des critères de fusion (moins de  $2p - 1$  mises à jour par pas),

**arrêt** plus aucune fusion ne satisfait le critère de fusion ou le nombre minimal de zones a été atteint.

Au total, si la fusion est conduite jusqu'à l'ob-

tention d'une zone unique sur la carte, moins de  $3np$  calculs du critère de fusion sont réalisés. La complexité de l'algorithme reste donc linéaire avec le nombre de points. Ce sont les définitions du critère de fusion et du critère d'arrêt qui déterminent le comportement et les performances de l'algorithme.

#### **Définition du critère de fusion**

Le critère de fusion permet de comparer deux groupes de points voisins et détermine si les deux zones peuvent être fusionnées. Plusieurs formulations sont couramment utilisées :

- la distance entre les prototypes des deux zones à fusionner,
- la différence entre la plus forte et la plus faible valeur mesurée au sein de la zone potentiellement créée (i.e. le saut maximum),
- la variance de la zone potentiellement créée.

La formulation du critère de fusion doit garantir qu'aucune zone ne domine artificiellement les autres, en provoquant une fusion en chaîne "abusive". L'évaluation de plusieurs critères a montré que le critère du saut maximum donnait de bons résultats.

#### **Critère d'arrêt**

La définition du critère d'arrêt d'un algorithme de croissance de région est souvent délicate car il existe plusieurs niveaux de granularité correspondant à une segmentation sensée de l'image ou de la carte. L'arrêt de l'algorithme doit correspondre à l'extraction de zones suffisamment grandes pour être significatives et suffisamment homogènes pour être interprétables. La reconnaissance de ce niveau d'extraction revient à évaluer la distribution spatiale de la variabilité.

De manière analogue à de nombreuses méthodes de classification, l'arrêt peut être déterminé par un nombre minimal de zones à identifier sur la carte. Lorsqu'un nombre important de données est disponible, il est possible d'appliquer un critère d'auto-corrélation spatiale tel que le critère de Moran comme proposé dans [10].

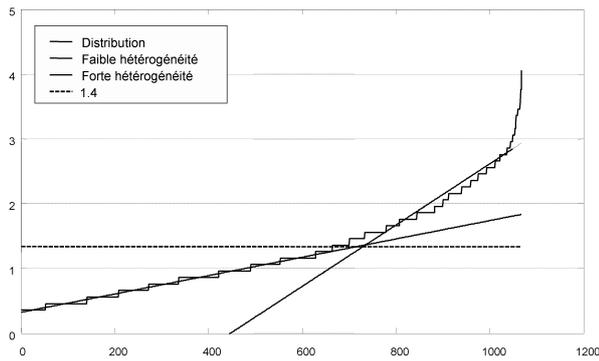


Figure 2 – Histogramme cumulé des dissimilarités entre les paires de points de la carte

Cependant le nombre limité de données sur la carte (*i.e.* moins de 50) interdit souvent ce genre d'approches. En revanche, la distribution des dissimilarités calculées entre tous les points connexes constitue un indicateur de la structure spatiale de la variabilité. En effet, si les observations forment des zones homogènes bien groupées (structure spatiale forte), la distribution va compter un nombre important de dissimilarités faibles ; *a contrario* si les zones sont très diffuses et peu homogènes (structure spatiale faible), la proportion de dissimilarités fortes sera plus importante.

Il est donc possible d'identifier un niveau de dissimilarité intra-zone cohérent à partir de l'histogramme cumulé des dissimilarités, comme le montre la figure 2. L'étude de cet histogramme cumulé permet de repérer une évolution brutale, et ainsi de corriger d'éventuelles erreurs dans le choix du paramètre. Sur la figure 2, deux droites de régression ont été tracées pour réaliser les ajustements correspondants à deux parties de l'histogramme, et l'intersection de ces droites permet d'identifier un niveau de dissimilarité intra-zone cohérent de 1.4.

La figure 3 montre un zonage réalisé sur une carte de rendement de vigne constituée de 30 points. La vignette de gauche représente la segmentation obtenue à partir de l'algorithme présenté, et celle de droite une interpolation linéaire avec krigeage.

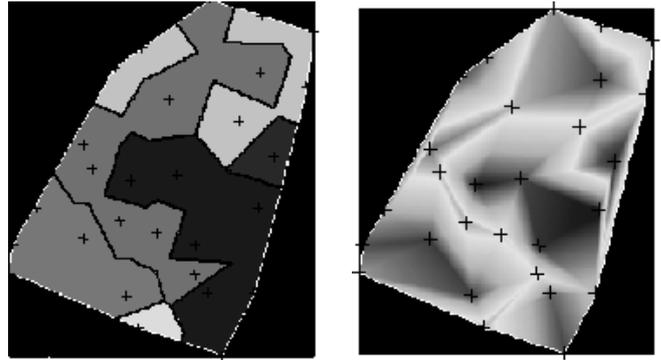


Figure 3 – Exemple d'une segmentation par l'algorithme union-find (à gauche) comparée à une interpolation linéaire avec krigeage (à droite)

La carte obtenue par notre algorithme présente bien sûr des similarités avec la carte interpolée, mais elle ne peut pas s'obtenir par simple seuillage de la carte interpolée.

### 3.2 Utilisation d'une partition floue préexistante

Si une connaissance experte est disponible, elle peut être utilisée pour construire une partition floue. Par exemple, les étiquettes des sous-ensembles flous dans l'espace des attributs  $\Omega$  : *rendement faible, moyen, fort* peuvent être déterminées à partir des données constituant l'historique des années précédentes. La différence entre deux points est alors mesurée non pas dans l'espace euclidien mais à travers une partition. Ce type de distance est décrit dans [7]. Dans ce cas, l'algorithme de fusion de zones travaille à partir des degrés d'appartenance à ces sous-ensembles flous, au lieu d'utiliser les valeurs mesurées de l'attribut. Cela rend la méthode à la fois plus robuste par rapport à des imprécisions de mesure, mais aussi très dépendante de la définition a priori des partitions. Cependant si la partition est déterminée à partir de classes significatives pour l'utilisateur, cette approche prend tout son sens, et permet une meilleure interprétabilité et un comparatif des cartes obtenues.

### 3.3 Généralisation à des mesures imprécises

Le contexte d'acquisition des données spatialisées ainsi que l'erreur due à la variabilité des phénomènes font qu'il est souvent pertinent de manipuler un nombre flou comme mesure d'un attribut. Dans notre cas, nous avons utilisé l'imprécision du capteur pour définir un sous-ensemble flou autour de la valeur mesurée. Nous avons ensuite étendu les critères de fusion de zones pour leur permettre d'exploiter des nombres flous. Dans cette optique, nous avons basé le calcul de la dissimilarité sur l'agrégation des dissimilarités entre plusieurs ensembles précis obtenus par alpha-coupes successives de l'ensemble flou. Ainsi si  $\delta$  désigne une fonction de dissimilarité entre deux ensembles précis, la distance calculée est 
$$d_F(A, B) = \frac{\int_1^0 \alpha \cdot \delta(A^\alpha, B^\alpha) d\alpha}{\int_1^0 \alpha d\alpha}.$$

Les mêmes fonctions de distance que celles décrites précédemment ont été utilisées, à savoir le saut maximum et la distance observée à travers une partition, et nous sommes parvenus aux conclusions suivantes. Lorsque les données sont peu nombreuses, la prise en compte des incertitudes de mesure via la manipulation de nombres flous ne modifie pas les résultats de fusion, les différences entre deux points étant généralement supérieures à l'incertitude de mesure. En revanche sur des cartes à plus haute résolution (plus de 200 points), la procédure de fusion de zones devient plus robuste, au sens où la prise en compte de l'incertitude de mesure autorise des fusions qui étaient interdites par un point de mesure à la limite du critère de fusion.

## 4 Extraction d'un zonage flou interprétable

Les zones extraites à l'issue de l'union-find constituent une première approximation du zonage de la carte sous la forme de plusieurs zones aux frontières précises et contiguës. Nous proposons maintenant de définir des zones floues

à partir de ces zones précises. Pour cela nous supposons que les zones formées par l'union-find contiennent les noyaux spatiaux des zones floues recherchées.

La construction de l'ensemble flou 2D dans l'espace  $S$  nécessite la définition de deux enveloppes, celle du noyau et celle du support, pour chacune des zones précises. Chacune des zones est caractérisée par son prototype dans l'espace  $\Omega$ .

La sémantique graduelle implique l'évolution progressive de la typicité des points : en s'éloignant du noyau de l'ensemble spatial la typicité du point doit diminuer. La typicité d'un point est mesurée par le degré de possibilité d'appartenir au prototype. Cette sémantique est garantie s'il est possible de connecter tous les points de la zone au noyau spatial par une liaison où la typicité évolue de manière monotone.

L'algorithme proposé est le suivant :

- Initialisation : Pour chacune des zones précises, le noyau de l'ensemble 2D est confondu avec le support : il correspond à la zone. Le prototype est défini comme l'enveloppe convexe des valeurs des attributs des points qui appartiennent à la zone.
- Construction des supports spatiaux : Sont inclus dans le support d'une zone, l'ensemble des points des zones voisines connexes au support initial et dont le degré d'appartenance de l'attribut au prototype de la zone est supérieur à un seuil donné.
- Construction des noyaux spatiaux : Le noyau d'une zone est défini par soustraction. Il contient l'ensemble des points du support qui n'appartiennent à aucun support des zones voisines, comme pour une partition floue forte monodimensionnelle.
- Mise à jour du prototype (espace  $\Omega$ ) : Elle résulte d'une procédure itérative dont l'objectif est de fournir les plus petits noyaux cohérents avec la sémantique graduelle. A chaque itération on détermine une zone du noyau de laquelle on peut retirer un point

sans rompre la continuité géographique de la zone. Le prototype, toujours défini par l'enveloppe convexe des attributs des points du noyau, est mis à jour.

Revenons sur quelques unes de ces étapes.

L'étape d'élargissement de la zone, par la construction des supports, s'effectue en respectant la sémantique de la zone : un point ne peut être inclus dans le support que s'il est connexe à un point déjà présent dans le support et si l'attribut évolue de façon monotone au sein de la nouvelle zone.

A l'issue de cette étape, la carte est formée de zones dont les noyaux spatiaux sont contigus, les supports spatiaux largement recouvrants entre eux et les prototypes peu informatifs car très larges.

L'opération de soustraction peut conduire à des noyaux vides. Dans ce cas, la zone, qui correspondait à une aire de transition entre deux zones bien typées, est supprimée de la partition.

La dernière étape vise à identifier des prototypes pour chacune des zones qui soient les plus spécifiques possibles, les plus informatifs, tout en respectant la sémantique graduelle. Ainsi, les zones voisines sont caractérisées par des prototypes différents. Remarquons que la mise à jour du prototype affecte le noyau de la zone. L'ensemble des prototypes résultant forme une partition dans l'espace des attributs, mais celle-ci ne possède aucune propriété particulière.

La figure 4 montre une vue détaillée de quatre zones floues (2 rangées de quatre vignettes) issues des zones précises extraites par l'algorithme précédent (première vignette). Chaque zone floue est représentée spatialement sur la carte, par son ensemble flou 2D, défini par son noyau (couleur claire) et son support (couleur foncée). Le sous-ensemble flou dans l'espace des attributs associé à la zone est tracé au-dessus de celle-ci. Nous pouvons noter que les deux premières zones ont des prototypes voisins (*moyen*), alors que ces zones ne sont

pas voisines spatialement. Les deux zones suivantes ont respectivement des prototypes *faible* et *élevé*. La gradualité n'est pas systématique, car elle dépend à la fois de contraintes de connexité spatiale et de variations des attributs. La transition graduelle entre deux zones voisines est, si elle existe, marquée par le recouvrement de leurs supports. Notons que les prototypes respectifs de la troisième et de la quatrième zones ne présentent aucun recouvrement. Nous retrouvons bien cette séparation dans le domaine spatial, les zones 3 et 4 n'ayant pas de frontière commune.

Remarquons également que le noyau spatial de la quatrième zone est assez réduit par rapport à la zone précise initialement obtenue par l'algorithme union find.

Pour conclure, il est clair que ces zones sont assez grossières, et qu'un travail reste à accomplir pour améliorer en particulier leur compacité. De plus, des outils de visualisation de zones floues sont indispensables pour permettre l'interprétation de telles cartes.

## 5 Conclusion

Cet article présente un modèle de représentation d'une carte en zones floues. Ce modèle permet de représenter tant des descriptions d'origine experte que des zones formées par agrégation de mesures ponctuelles. Dans un deuxième temps, il propose une méthodologie permettant d'extraire de telles zones sur une carte au maillage irrégulier. La méthode basée sur l'application d'un algorithme de croissance de région nécessite la restauration de la connexité sur une grille irrégulière. Il fournit une première segmentation en zones précises, lesquelles sont ensuite transformées en zones floues, de manière à faire apparaître sur la carte des zones aux prototypes distincts et le plus précis possibles, séparés par des zones de transition. La méthode présentée nécessite un nombre limité de paramètres et ceux-ci sont peu variables d'un cas à l'autre : niveau de connexité et seuil de dissimilarité.

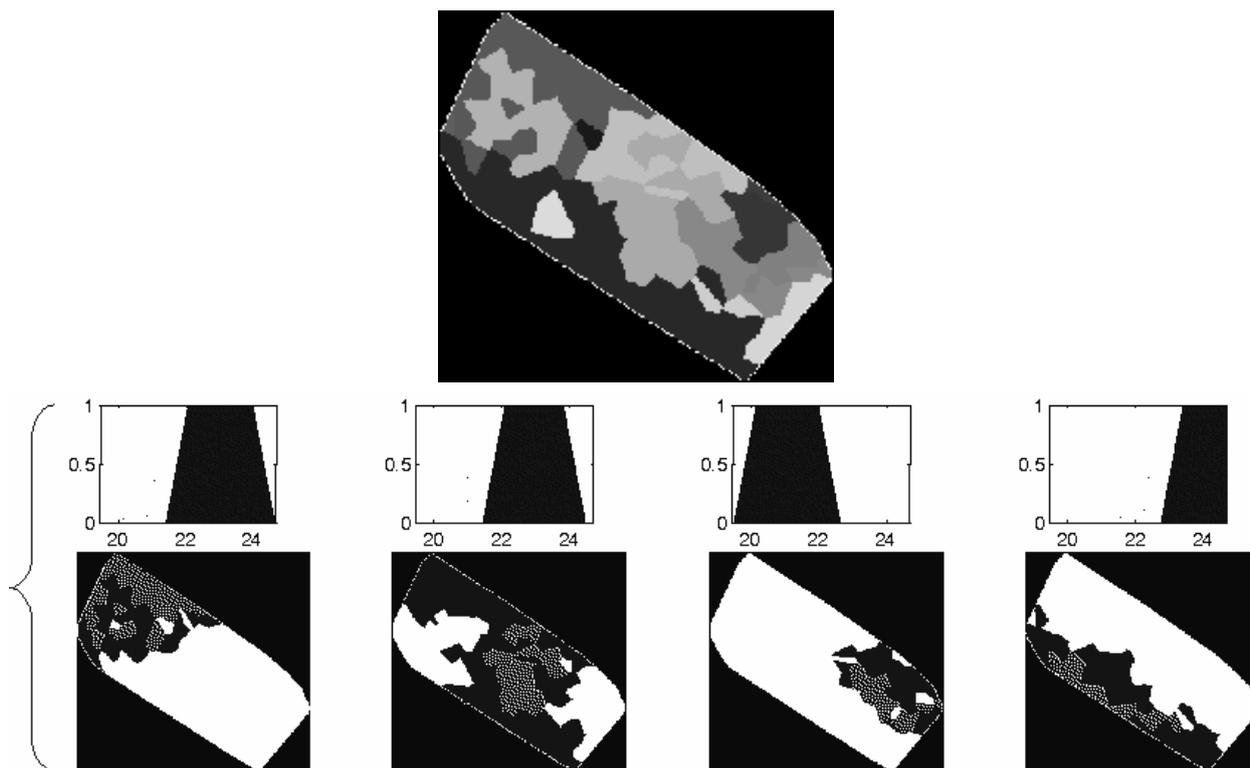


Figure 4 – Des zones précises aux zones floues

Les travaux futurs s'attacheront à imposer des critères de forme aux zones induites ainsi qu'à la caractérisation des relations spatiales entre les zones [1, 2]. Une visualisation graphique adaptée à la représentation des zones floues, et à la superposition de différentes cartes construites en fonction de différents attributs, devra être mise en place pour permettre une exploration efficace des résultats.

## Références

- [1] Isabelle Bloch. Fuzzy spatial relationships for image processing and interpretation : a review. *Image and Vision Computing*, 23(2) :89–110, 2005.
- [2] Isabelle Bloch. Spatial reasoning under imprecision using fuzzy set theory, formal logics and mathematical morphology. *Int. J. Approx. Reasoning*, 41(2) :77–95, 2006.
- [3] P. A. Burrough, P. F. M. van Gaans, and R. Hootsmans. Continuous classification in soil survey : spatial correlation, confusion and boundaries. *Geoderma*, 77(2-4) :115–135, 1997.
- [4] P. A. Burrough, P. F. M. van Gaans, and R. A. MacMillan. High-resolution landform classification using fuzzy k-means. *Fuzzy Sets and Systems*, 113(1) :37–52, 2000.
- [5] Didier Dubois, Henri Prade, and Ughetto Laurent. A new perspective on reasoning with fuzzy rules. *International Journal of Intelligent Systems*, 18 :541–567, 2003.
- [6] Christophe Fiorio and Jens Gustedt. Two linear time union-find strategies for image processing. *Theoretical Computer Science*, 154(2) :165–181, February 1996.
- [7] Serge Guillaume and Brigitte Charnomordic. Generating an interpretable family of fuzzy partitions from data. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 12(3) :324–335, 2004.
- [8] R Kerry and M.A Oliver. Maximum likelihood variograms for efficient prediction in precision agriculture. In *Proceedings of the 5th conference on precision agriculture*, pages 707–714. Wageningen Academic publishers, 2005.
- [9] P. Lagacherie, D. R. Cazemier, P. FM. van Gaans, and P. A. Burrough. Fuzzy k-means clustering of fields in an elementary catchment and extrapolation to a larger area. *Geoderma*, 77(2-4) :197–216, 1997. TY - JOUR.
- [10] Stéphane Lallich, Fabrice Muhlenbach, and Jean-Michel Jolion. A test to control a region growing process within a hierarchical graph. *Pattern Recognition*, 36(10) :2201–2211, 2003.
- [11] Laurent Lardon, Serge Guillaume, and Jean-Noel Paoli. Segmentation de cartes en zones floues. In *4eme Conférence STIC et Environnement, paper 8D*, Narbonne, France, Avril 2006.
- [12] V B Robinson. A perspective on the fundamentals of fuzzy sets and their use in geographic information systems. *Trans. in GIS*, 7(1) :3–30, 2003.