

Diagramme de Voronoï appliqué à la segmentation d'images et à la détection d'événements en imagerie multi-sources (1)

Voronoi diagram environment applied to image segmentation and events detection in multi-sources images (1)



J. M. CHASSERY

Equipe RFMQ Laboratoire TIM3-IMAG
USR 069 CNRS Université Joseph
Fourier-INPG CERMO BP 53X
38041 Grenoble Cedex (France).

J. M. Chassery, actuellement Chargé de Recherches au CNRS, a obtenu en 1984 le grade de Docteur es sciences en Mathématiques Informatique sur le thème de la représentation discrète, l'interprétation numérique et la description des images. Cette recherche s'est concrétisée par la publication d'un ouvrage en Géométrie Discrète

en Analyse d'images (HERMES) conjointement avec A. Montanvert. Il dirige une équipe sur les problèmes de l'image numérique et des formes discrètes dont les principales préoccupations sont liées aux rapprochements des approches signal et géométriques.

Il est à l'initiative du développement de l'analyseur d'images microscopiques SAMBA actuellement diffusé par la société ALCATEL-TITN-ANSWARE sur le plan national et international. Il anime l'action Images dans le cadre du GDR 134 TDSI du CNRS dirigé par C. Gueguen. Il participe à différentes actions de recherche au niveau national et européen (AIM, Comett, Erasmus). Sur le plan des secteurs d'applications une majeure partie traite de l'imagerie biomédicale (2D et 3D) complétée de l'imagerie satellitaire (cartographique et thématique) ainsi que de l'imagerie des œuvres d'art (physique des rayonnements et apport de l'imagerie numérique à l'étude des peintures).



M. MELKEMI

Equipe RFMQ Laboratoire TIM3-IMAG
USR 069 CNRS Université Joseph
Fourier-INPG CERMO BP 53X
38041 Grenoble Cedex (France).

M. Melkemi, actuellement en thèse de doctorat nouveau régime Mathématiques Appliquées, a obtenu son DEA de Mathématiques Appliquées à Grenoble en 1988 sur le thème de la géométrie algorithmique. Son activité de recherche concerne l'exploitation de modes de partitionnement de type Voronoï en vue de la segmentation des images. Cette approche a débouché sur une méthodologie originale pour le problème de la comparaison d'images multisources (multi rayonnements). Son activité s'intègre dans un contexte plus large au sein de l'équipe de J. M. Chassery sur l'apport des partitionnements de Voronoï 2D, 3D et généralisés en compression, segmentation et interprétation des images.

RÉSUMÉ

Dans cet article, une méthode de segmentation en régions est présentée sur la base d'une partition en polygones de Voronoï. Le diagramme de Voronoï est exploité dans un environnement de division et fusion évoluant de manière dynamique par rapport à l'information image. Cette segmentation est utilisée pour concevoir une solution au problème de détection d'événements en imagerie multi-sources.

MOTS CLÉS

Analyse d'image ; Segmentation ; Imagerie multi-source ; Détection d'événement ; Géométrie algorithmique ; Diagramme de Voronoï.

(1) Ce travail rentre dans le cadre du projet Segmentation de l'action Images du GDR 134 TDSI du CNRS.

SUMMARY

In this paper, we propose a Voronoi representation of the image support in order to obtain segmentation. We manipulate a Voronoi diagram in a split and merge environment in order to match the polygons with homogeneous region of the image. This tool is also used to obtain a solution of the problem of multisource image analysis.

KEY WORDS

Image analysis ; Segmentation ; Multisource imaging ; Event detection ; Computational geometry ; Voronoi diagram.

1. Introduction

Le diagramme de Voronoï en tant que structure de représentation de données a été largement étudié dans le domaine de la géométrie et appliqué dans différentes disciplines [8, 12, 14]. En ce qui concerne l'analyse d'images, le diagramme de Voronoï suscite un intérêt particulier. En effet, il représente un moyen efficace pour décrire, manipuler et interpréter des entités géométriques. Parmi les travaux fondés sur l'utilisation du graphe de Voronoï, on peut citer une approche en vue de la représentation du support d'image binaire décrite par Ahuja pour le problème de la compression et du codage [1]. Ce travail a été étendu par la suite aux images en niveaux de gris sur ce même critère de compression [15]. Le diagramme de Voronoï a également été utilisé pour la segmentation de textures [16].

Dans cet article, la segmentation est associée à la recherche d'une partition de l'image en terme de régions adjacentes. Cette approche s'intègre dans la famille des méthodes de type croissance de régions [11]. Sur la base d'une segmentation aléatoire, on converge vers une partition où chaque élément représente une approximation d'une partie de l'image selon des critères d'ordre statistique précisés ultérieurement. Au niveau de l'implantation algorithmique, un effort tout particulier a été effectué afin d'adapter l'algorithme de calcul du diagramme de Voronoï à la nature itérative de la méthode de segmentation.

Une application directe de cette approche de segmentation concerne la détection des différences entre images d'une même scène acquises dans des domaines de radiométrie distincts. Dans la seconde partie de ce travail, une illustration de la méthode est proposée dans le domaine des œuvres d'art [5].

2. Diagramme de Voronoï : définitions et algorithmes

2.1. INTRODUCTION

Le diagramme de Voronoï consiste à générer un partitionnement du plan en polygones et ceci dans un contexte de structure de données de type graphe. Plusieurs algorithmes ont été conçus pour la construction du diagramme de Voronoï, en l'occurrence, un algorithme récursif de type « Divide and Conquer » et un autre itératif permettant de

modifier localement un diagramme par insertion ou suppression de points.

2.2. DÉFINITIONS

Soit $S = \{M_1, M_2, M_3, \dots, M_n\}$ un ensemble de n points du plan euclidien distincts deux à deux. Ces points sont couramment appelés germes.

1. On appelle polygone de Voronoï associé au point M_i , l'ensemble des points les plus proches de M_i que des autres points de S . Formellement on peut écrire :

$$P(M_i) = \{M \in R^2 / d(M, M_i) < d(M, M_j) \text{ pour } j \neq i\}$$

2. On appelle diagramme de Voronoï de l'ensemble S , noté $\text{Diag}(S)$, le graphe planaire formé par les frontières des polygones $P(M_i)$, notées $\text{Fr}(P(M_i))$ (cf. figure 1).

$$\text{Diag}(S) = \{M \in R^2 ; \exists i \text{ avec } i \neq j \text{ tel que } M \in \text{Fr}(P(M_i)) \text{ et } M \in \text{Fr}(P(M_j))\}.$$

Une des propriétés les plus connues des polygones de Voronoï en métrique euclidienne concerne leur convexité.

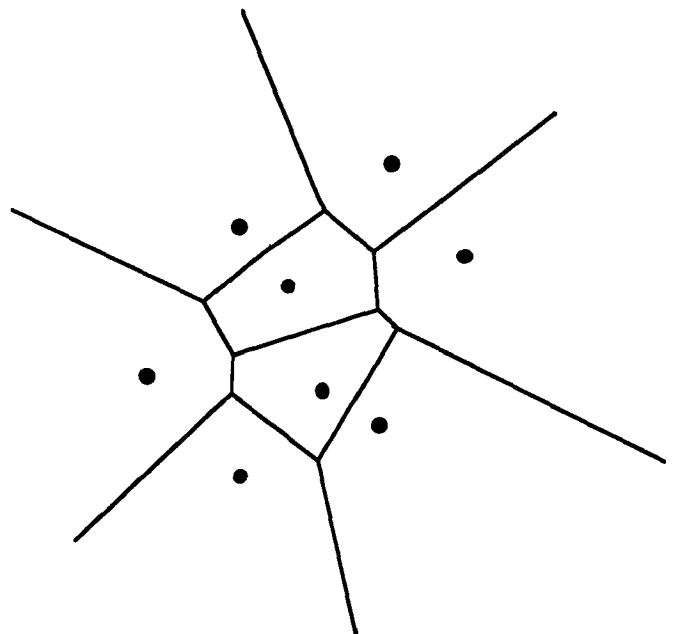


Figure 1. Illustration de la définition d'un diagramme de Voronoï.

2.3. STRUCTURE DE DONNÉES

Au niveau de la structure de données, un environnement de graphe est utilisé de manière à associer à chaque germe son polygone de Voronoï ainsi que des pointeurs sur les germes voisins. Chaque polygone est décrit par une liste doublement chaînée de sommets, complétée d'une liste d'arêtes formées par ces sommets. Cette structure de donnée est suffisamment complète de façon à passer rapidement d'un germe au polygone qui lui est associé et aux polygones voisins.

2.4. ALGORITHMES DE CONSTRUCTION DU DIAGRAMME DE VORONOÏ

Plusieurs méthodes algorithmiques ont été proposées dans la littérature pour la construction du diagramme de Voronoï d'un ensemble de points.

2.4.1. Diagramme de Voronoï discret

Le diagramme de Voronoï peut être construit directement sur le plan discret. Ces méthodes discrètes sont fondées sur la propagation de courbes de niveaux à partir des germes en utilisant des métriques discrètes. Les métriques discrètes connues (d_4 , d_8 , d_4-d_8 alternée, Chanfrein 4-3,

Chanfrein 5-7-11, pseudo-euclidienne) sont données sous forme de masques de pondération [4], [6]. Les métriques Chanfrein ont été introduites pour obtenir une meilleure approximation de la métrique Euclidienne par pondération des différents voisins du point courant. L'un des intérêts des méthodes discrètes est que le temps de calcul ne dépend pas du nombre de germes. En figure 2, on illustre, sur la base d'un même ensemencement de germes de Voronoï, le résultat des diagrammes de Voronoï en fonction des diverses métriques discrètes citées. Un inconvénient concerne l'élaboration de la structure de donnée telle qu'elle a été décrite auparavant. Il faut analyser l'image du diagramme de Voronoï pour élaborer cette structure de type graphe.

2.4.2. Méthode de « Divide and Conquer »

Cet algorithme récursif connu sous le nom de « Divide and Conquer » a été proposé par Shamos et Hoy en 1975 et Lee en 1976 [14], [3]. L'intérêt de cette approche concerne la complexité réduite à $O(n \log n)$ où n désigne le nombre de germes. Un des inconvénients majeurs de cet algorithme réside dans la non-adaptabilité au problème de remise à jour du diagramme par insertion ou suppression de germes. Il nécessite de recalculer tout le diagramme. Nous renvoyons le lecteur intéressé par cette approche à

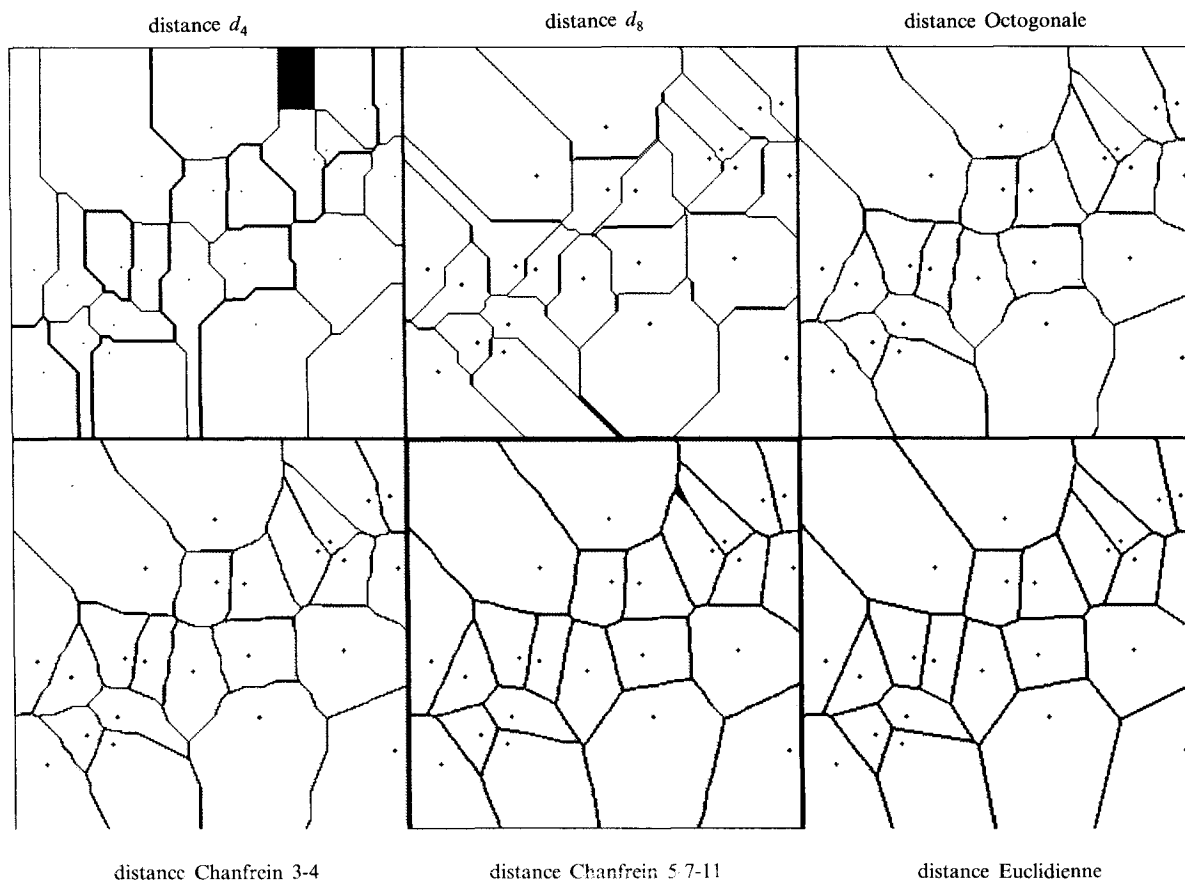


Fig. 2. — Représentation des diagrammes de Voronoï en distances discrètes générés à partir d'un même ensemble de germes. On remarquera les épaisseurs de certaines frontières du diagramme, l'irrégularité de ces frontières (excepté dans le cas de la distance Euclidienne), ainsi que la non-garantie de la convexité pour les domaines de Voronoï.

d'autres articles compte tenu de notre besoin de bénéficier d'une mise à jour permanente du diagramme [14].

2.4.3. Méthode d'incrémentation quaternaire

Cet algorithme de construction du diagramme de Voronoï est itératif. Il a été proposé par Green-Sibson [8] puis amélioré par Ohya-Iri-Murota par adjonction d'un prétraitement de représentation des données, représentation de type quaternaire [12]. On note par $Diag_p$ le diagramme de Voronoï associé aux germes M_1, M_2, \dots, M_p . L'algorithme consiste à construire $Diag_p$ à partir de $Diag_{p-1}$ et de l'adjonction du germe M_p . Ceci se réalise en 2 phases.

Phase 1 : recherche du germe $M_{N(p)}$ le plus proche de M_p . Cette recherche s'effectue selon l'algorithme ci-dessous.

DEBUT

Choisir un germe $M_{i(0)}$ ($1 \leq i(0) \leq p-1$). Poser $i := i(0)$;

Traitement

Si $d(M_p, M_i) \leq d(M_p, M_j)$ pour chaque M_j voisin de M_i dans

$Diag_{p-1}$
alors poser $N(p) := i$
sinon

poser $i := j$ pour l'indice j tel que :

$d(M_p, M_j) = \min \{d(M_p, M_j)\}$ avec M_j voisin de M_i dans

$Diag_{p-1}$ }

Recommencer le traitement.

FIN

Phase 2 : détermination de la médiatrice du segment orienté joignant $M_{N(p)}$ à M_p . L'orientation du segment $M_{N(p)} M_p$ induit une orientation pour la médiatrice qui coupe l'arête associée au polygone $P(M_{N(p)})$ (cf. fig. 3). On note par M_p' le germe voisin de $M_{N(p)}$ relatif à cette arête. Ensuite, on considère la médiatrice du segment M_p, M_p' et on réitère le processus jusqu'à l'obtention de

toutes les arêtes associées au polygone du germe M_p (cf. fig. 3).

L'efficacité de l'algorithme décrit dans la phase 1 du choix du point initial $M_i(0)$. L'amélioration de la méthode d'incrémentation introduite par Ohya-Iri-Murota consiste à définir le germe $M_i(0)$ de telle sorte que le germe d'indice $N(p)$ soit déterminé en un nombre réduit d'étapes. Ceci est réalisé en utilisant un découpage par blocs de type quadtree de l'image avec un arbre quaternaire et en régissant l'ordre d'insertion des points. Cette approche est décrite en détail dans [2] et sera retenue pour la suite.

3. Segmentation et polygones de Voronoï

3.1. INTRODUCTION

Dans ce paragraphe, nous présentons la segmentation réalisée par partitionnement de l'image en polygones de Voronoï, pour localiser les objets, et fournir une bonne approximation des formes par l'organisation des polygones. La méthode s'inscrit dans un processus itératif de division et fusion (SPLIT and MERGE). Ce type d'algorithme a été développé par Pavlidis [13] et Gagalowicz-Monga [7] en y incorporant une approche de type croissance hiérarchique de régions. Une différence première vis-à-vis de ces méthodes concerne l'initialisation. Les méthodes de ce type sont souvent initialisées sur une représentation de type quadtrees. L'intérêt d'initialiser avec des polygones de Voronoï se justifie par une plus grande diversité de formes (polygones) vis-à-vis des carrés, tout en conservant un critère géométrique (convexité). Ces polygones sont par ailleurs soumis à des tests fondés sur des critères d'homogénéité et de similarité.

3.2. DÉFINITIONS

Le critère d'homogénéité pour chaque région de la segmentation peut être défini selon deux caractérisations. Le choix entre l'une et l'autre varie selon le problème traité.

Pour la première caractérisation, un polygone de Voronoï P d'un diagramme $Diag$ est *homogène* si :

1. La variance $\sigma^2(P)$ des niveaux associés aux points image inclus dans P est inférieure à un seuil fixé.
2. La proportion $\alpha(P)$ des points dont le niveau se situe hors de l'intervalle $[m(P) - \sigma(P), m(P) + \sigma(P)]$, où $m(P)$ est la valeur moyenne des niveaux de gris des points de P , ne dépasse pas un pourcentage α fixé.

Une seconde caractérisation consiste à utiliser un critère max-min pour définir un polygone homogène. Si $x(m, n)$ désignent les valeurs image on définit :

$$D(P) = \max_{(m, n) \in P} x(m, n) - \min_{(m, n) \in P} x(m, n)$$

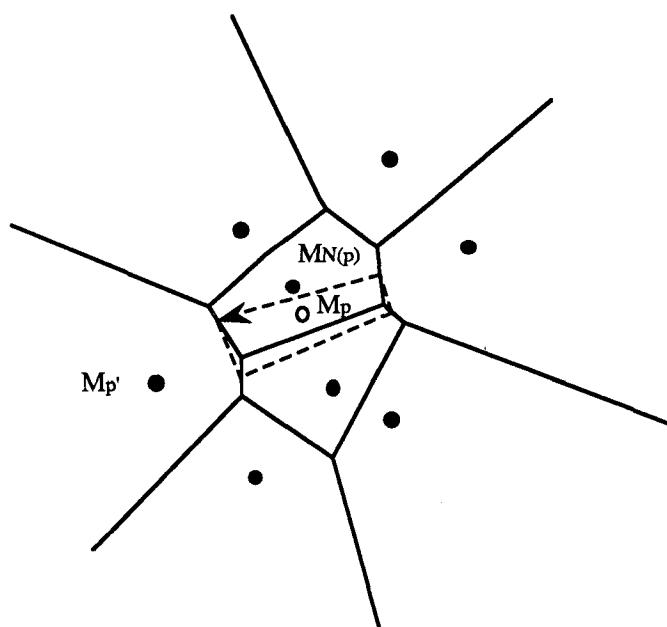


Fig. 3. — Schéma de la modification locale du diagramme après insertion d'un germe.

et
$$\text{NORM} = \max_{P \in \text{Diag}} D(P)$$

$$\text{max-min}(P) = D(P)/\text{NORM}$$

Un polygone P est dit homogène si et seulement si $\text{max-min}(P)$ est inférieur à une tolérance donnée.

Dans le cadre de notre approche, nous utiliserons la première caractérisation de l'homogénéité.

3.3. PRINCIPE DE LA MÉTHODE

L'algorithme proposé est itératif. Dans un premier temps on initialise la position des germes par un processus de Poisson. Dans un deuxième temps on rajoute des germes aux polygones ne vérifiant pas la condition d'homogénéité. Le principe de l'algorithme est le suivant :

Initialisation

Ensemencer le support de l'image avec un nombre faible de points et calculer le diagramme de Voronoï associé.

Phase itérative de division

Introduire la mesure d'homogénéité pour chaque polygone ;

Ajouter des germes dans les polygones non homogènes ;
Mettre à jour le diagramme de Voronoï au niveau des germes ajoutés ;

Rechercher les nouveaux polygones non homogènes.

Convergence

Tous les polygones sont homogènes ou la taille des polygones ne permet pas d'insérer de nouveaux germes.

Phase de fusion

Supprimer les germes inutiles. Le concept de germe inutile sera défini ultérieurement.

Détaillons les étapes de cet algorithme illustrées en figure 4.

3.4. GÉNÉRATION DES PREMIERS GERMES

On choisit le processus de Poisson pour générer les coordonnées associées aux germes, afin de réaliser une répartition uniforme des germes sur l'image (les coordonnées en ligne et en colonne sont générées de manière séparée). Cette initialisation est illustrée sur l'image 2 de la figure 4.

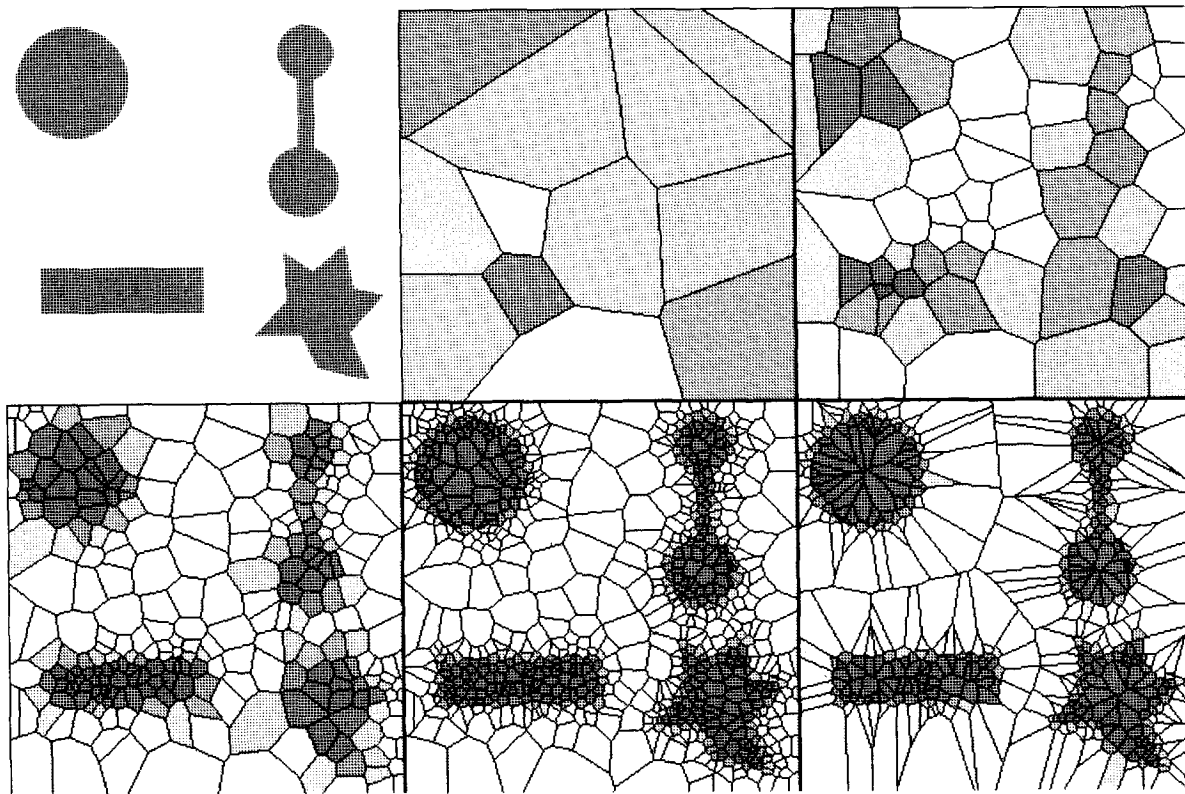


Fig. 4. — Illustration sur une image élémentaire (image 1) du processus de segmentation. La phase d'initialisation (image 2) met en œuvre 13 germes. La phase itérative est illustrée avec les images 3 à 5 avec respectivement 60-268-781 germes. Après la phase de fusion l'image est représentée avec 490 germes (image 6). On remarquera la topographie des polygones traduisant la forme des objets à segmenter.

La moyenne des variances des polygones décroît de 1394 à 390.

Le seuil qui définit l'homogénéité d'un polygone est donné à chaque itération. Les seuils utilisés pour cette image sont 800, 400, 50 pour les étapes 2-3, 3-4 et 4-5.

3.5. GÉNÉRATION DE NOUVEAUX GERMES

Nous affectons à chaque polygone la moyenne des valeurs image des points qu'il contient. Si un polygone se révèle non homogène, alors on insère de nouveaux germes et on calcule le diagramme avec une mise à jour des polygones. Pour l'insertion des nouveaux germes, nous avons choisi de les situer sur les segments joignant le germe concerné aux sommets du polygone associé et ceci selon un rapport de distance fixé à (2/3) à partir du germe. On comprend à ce niveau l'intérêt d'avoir choisi une méthode de construction des diagrammes de Voronoï qui soit adaptée à l'insertion locale de nouveaux germes.

Cette étape se poursuit jusqu'à ce que chaque polygone soit homogène compte tenu d'une tolérance fixée sur la valeur de variance (cf. fig. 4).

3.6. PHASE DE FUSION

De nouveaux germes ne pouvant plus être ajoutés, on passe à l'étape de fusion ou de regroupement des régions polygonales. Pour cela on définit la notion de germe inutile.

Soit g un germe. On note P_g le polygone associé à g et μ_g la moyenne des niveaux de gris associée à P_g . Soit v le germe du polygone voisin au polygone P_g . On note par $\ell(g, v)$ la longueur de l'arête commune entre les polygones P_g et P_v .

DÉFINITION : On dit qu'un germe est inutile si son polygone associé vérifie les conditions suivantes :

- a) Le polygone P_g associé au germe g est homogène.
- b) Si le polygone voisin est homogène alors la différence entre les moyennes du polygone P_g et du polygone voisin est inférieure à un seuil fixé noté err . On dit que les deux polygones sont semblables.
- c) La somme des longueurs des arêtes séparant le polygone P_g et les polygones voisins non homogènes, normalisée par le périmètre est inférieure à un seuil fixé.

Formellement, ceci se traduit par les conditions :

- a) P_g est homogène.
- b) Si v est germe voisin de g et si P_v est homogène alors $|\mu_g - \mu_v| < \text{err}$.
- c)

$$\frac{\sum_{P_v \text{ non homogène}} \ell(g, v)}{\sum_{v \text{ germe voisin de } g} \ell(g, v)} < \text{seuil}.$$

Un exemple explicatif de la définition précédente est donné en figure 5.

La suppression des germes inutiles, ne perturbe pas la représentation de l'image et elle en fournit une meilleure approximation avec moins de polygones. Lorsqu'un germe est supprimé, les polygones adjacents se réorganisent pour combler la région associée au polygone éliminé. En figure 4, une illustration de cette phase de fusion est

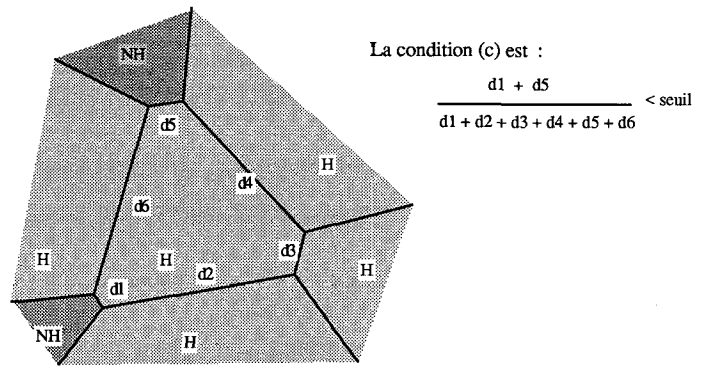


Fig. 5. — Illustration de la définition de germe inutile (H = Homogène et NH = Non homogène).

fournie au niveau de la dernière image. On constate que les polygones ont tendance à s'organiser selon la géométrie des formes présentes dans l'image. Cette organisation est rendue indépendante de la phase d'initialisation grâce à la phase de fusion.

Une présentation illustrant la méthode est fournie en figure 6 pour la segmentation d'une image réelle. La phase de partition a été obtenue au terme de 3 itérations et on peut voir également sur le résultat obtenu après l'étape de fusion une correspondance entre la forme de la figure segmentée et la distribution des polygones.

Au niveau de la méthode il est intéressant de remarquer que cette procédure fondée sur une distribution statistique de points évolue dynamiquement selon un auto-apprentissage de l'information située dans l'image à segmenter et ceci selon un critère de répartition géométrique optimale fourni par la théorie des polygones de Voronoï en tant qu'éléments de partition du plan.

4. Application à la détection d'événements en imagerie multi-sources

Au niveau des extensions effectuées sur l'utilisation de cette méthode de segmentation, nous proposons une approche au problème de la comparaison d'images multi-sources pour lesquelles les différences sont souvent de nature géométrique plutôt que radiométrique. Des exemples concrets peuvent être donnés en surveillance d'environnement ainsi que dans le domaine des œuvres d'art en analyse de repeints détectables par imagerie infra-rouge. Dans ce cadre précis d'application le rayonnement infra-rouge se situe au niveau du proche visible soit à 750 nm.

4.1. NOTION D'ÉVÉNEMENTS

Du fait de la différence de conditions de saisies radiométriques, l'utilisation de méthodes fondées sur des différences algébriques s'avère non concluante. La notion d'événements, telle qu'elle est décrite par HEITZ dans sa thèse [9], [10], est définie comme une modification de

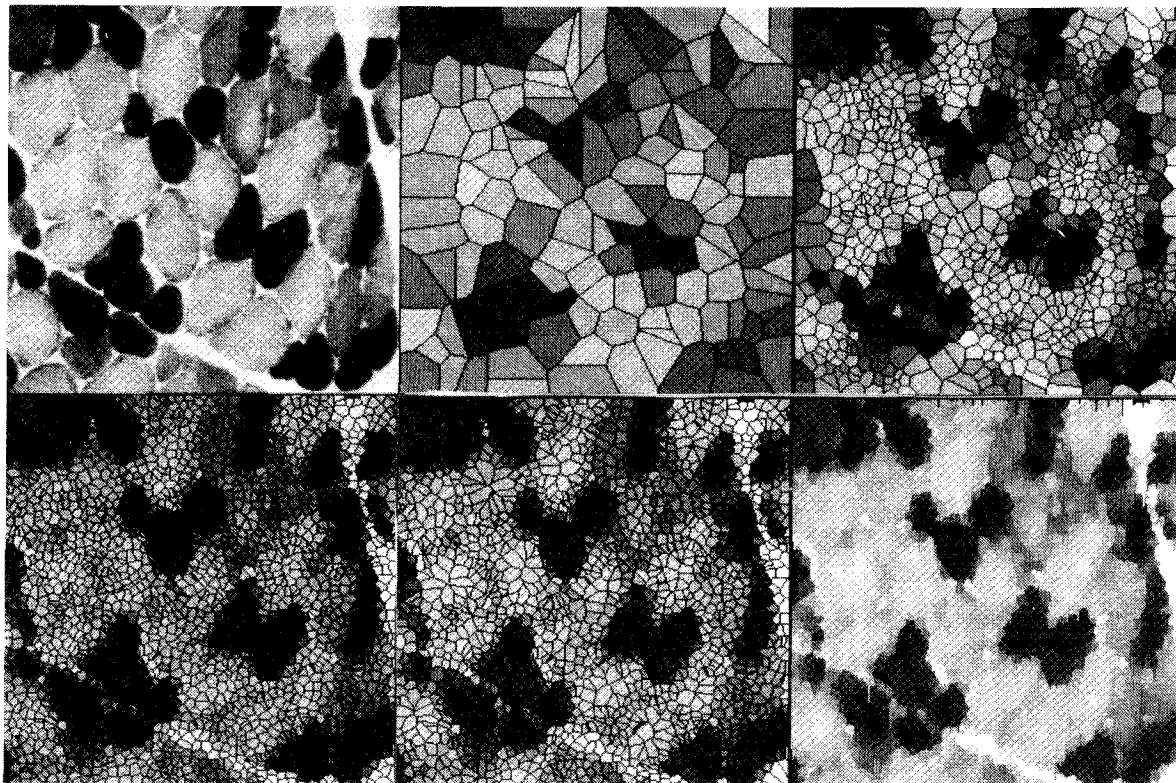


Fig. 6. — Illustration de la méthode sur une image réelle. Au cours des phases de division, le nombre de germes passe successivement de 136 à 902 puis 2224. Après la phase de fusion il reste 1 800 germes. La moyenne des variances sur les polygones décroît de 1 553 à 406. La dernière image est identique à la précédente où on a oté les frontières.

structure entre les 2 images analysées. Pour cela différents modèles de détection ont été abordés nécessitant une analyse des images par un processus de segmentation de type frontières et de comparaison entre les structures obtenues.

Un inconvénient majeur de ce type d'approche concerne la sensibilité des détecteurs de frontières ainsi que la difficulté à concevoir une approche d'étude des différences entre les configurations de contours obtenus.

Une autre approche également étudiée par HEITZ concerne l'utilisation de processus markoviens pour la modélisation de chacune de ces images et la recherche de différences au niveau des modèles ainsi obtenus. Cette approche semble très prometteuse sur les exemples cités et montre l'avantage de pouvoir tenir compte simultanément des 2 images en vue de l'étude des dissimilarités.

C'est dans cet esprit que nous orientons l'utilisation de la segmentation en diagramme de Voronoï pour cette étude de différences. La méthode consiste dans un premier temps à segmenter les deux images selon le principe présenté précédemment. Ensuite, les partitions obtenues sont comparées au niveau des diagrammes de Voronoï tant sur la base des structures géométriques que sur la base des valeurs d'intensité.

4.2. DÉFINITIONS

1. Les images multi-sources sont les images prises d'un même point de vue géométrique par des capteurs différents. L'exemple le plus classique est celui des images couleurs. D'une manière plus générale, une des images se situe dans le domaine visible et la seconde dans le domaine non visible (soit ultra-violet soit infra-rouge).

2. Un événement est une différence significative entre deux vues d'une même scène se traduisant par l'apparition d'objets dans une image et non dans l'autre.

La méthode que nous proposons consiste à effectuer une comparaison des polygones de Voronoï obtenus pour chaque image.

4.3. DIFFÉRENTES ÉTAPES DE LA MÉTHODE PROPOSÉE

La méthode proposée fonctionne en deux étapes que nous détaillons ci-après.

4.3.1. Première étape (partitionnement en parallèle de la première et de la seconde image)

Cette première étape consiste à construire les diagrammes de Voronoï des partitions des deux images. Au niveau de

cette étape, nous sommes amenés à définir des seuils caractérisant la notion de polygone homogène et de la notion de polygone semblable (associée à la notion de germes inutiles).

Au niveau de la phase d'initialisation, la même distribution de germes est utilisée pour les deux images. Les phases de partition de chacune des images sont menées en parallèles au niveau des itérations. On utilise à ce stade de présentation, le même seuil de variance sur les deux images. Le processus de segmentation est arrêté simultanément sur les deux images dès l'instant où la différence du nombre de germes entre les deux images (à un même niveau d'itération) dépasse un seuil prédéfini. Cela signifie que l'on est en présence d'une localisation d'événement qui conditionne des distributions différentes des polygones de Voronoï sur chacune des deux images.

4.3.2. Deuxième étape (comparaison des deux diagrammes)

Cette étape fournit la localisation de différences entre les images. Pour cela, on utilise les structures des diagrammes de Voronoï des deux images, en s'affranchissant des valeurs de niveaux d'intensité. Ainsi, si un objet est présent dans une image et absent dans l'autre, les structures des diagrammes seront différentes. Les étapes de l'algorithme comparant les deux diagrammes sont données dans le paragraphe suivant.

4.4. COMPARAISON DES DEUX DIAGRAMMES DE VORONOÏ

On note par $DIAG_1$ le diagramme de la première image composé des polygones P_i^1 , $i = 1, \dots, N_1$ où N_1 désigne le nombre de germes associés. De même pour $DIAG_2 = (P_i^2)$, $i = 1, \dots, N_2$ concernant la seconde image où on a rencontré N_2 germes. Les deux diagrammes sont situés dans un même référentiel.

DÉFINITIONS : Soient P_i^1 (respectivement P_j^2) un polygone du diagramme $DIAG_1$ (respectivement $DIAG_2$).

Soient g_i et g_j les germes de Voronoï associés.

— Le polygone P_j^2 est *vor-équivalent* à P_i^1 si et seulement si g_j (pris comme point de la première image) appartient à P_i^1 .

— Les polygones P_i^1 et P_j^2 sont *équivalents* si et seulement si g_j appartient à P_i^1 et g_i appartient à P_j^2 .

Le principe de l'algorithme consiste pour chaque germe g_2 du diagramme $DIAG_2$ à rechercher le polygone P_i^1 de $DIAG_1$ qui le contient. On compare alors les polygones P_j^2 et P_i^1 .

Nous nous limitons dans cet algorithme à comparer les surfaces des polygones de Voronoï. Si les polygones sont *équivalents*, alors une localisation d'événements sera détec-

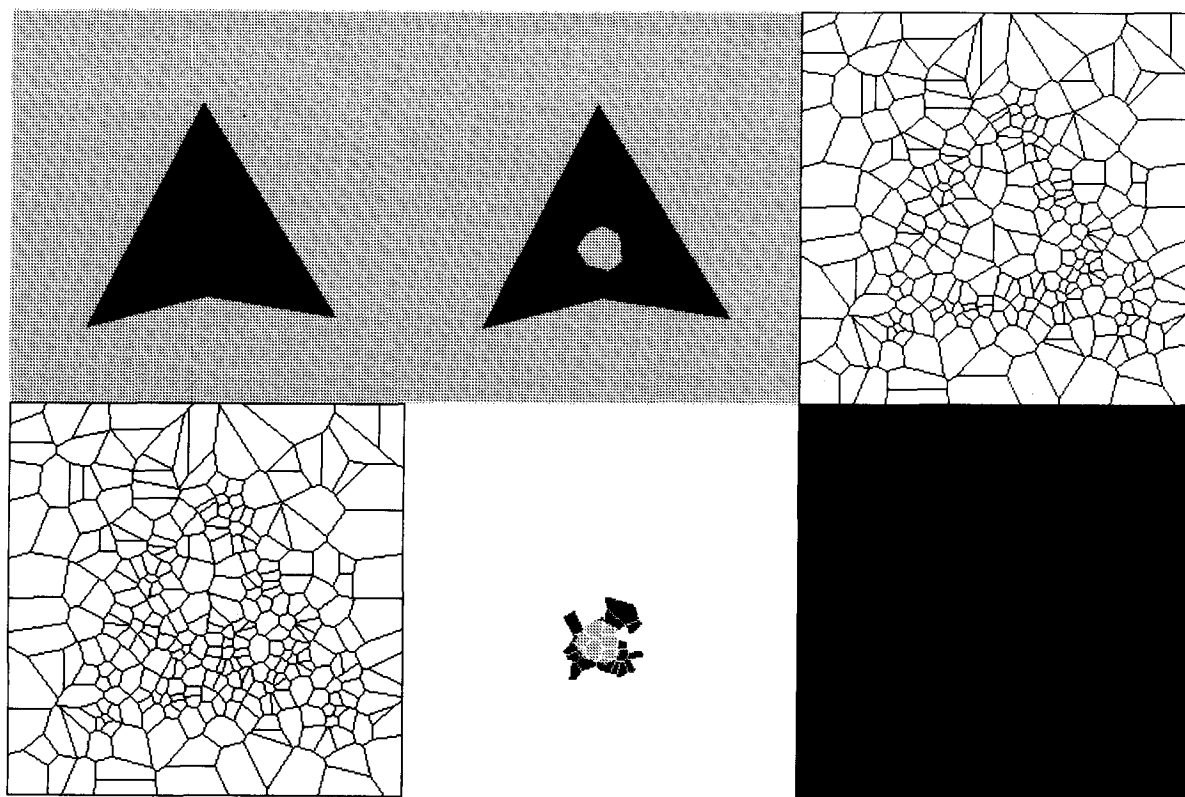


Fig. 7. — Illustration de la méthode de détection d'événements sur un exemple élémentaire. Le diagramme de Voronoï de la première image contient 263 germes. Celui de la seconde image contient 290 germes. La dernière image localise la différence d'objets entre les images 1 et 2.

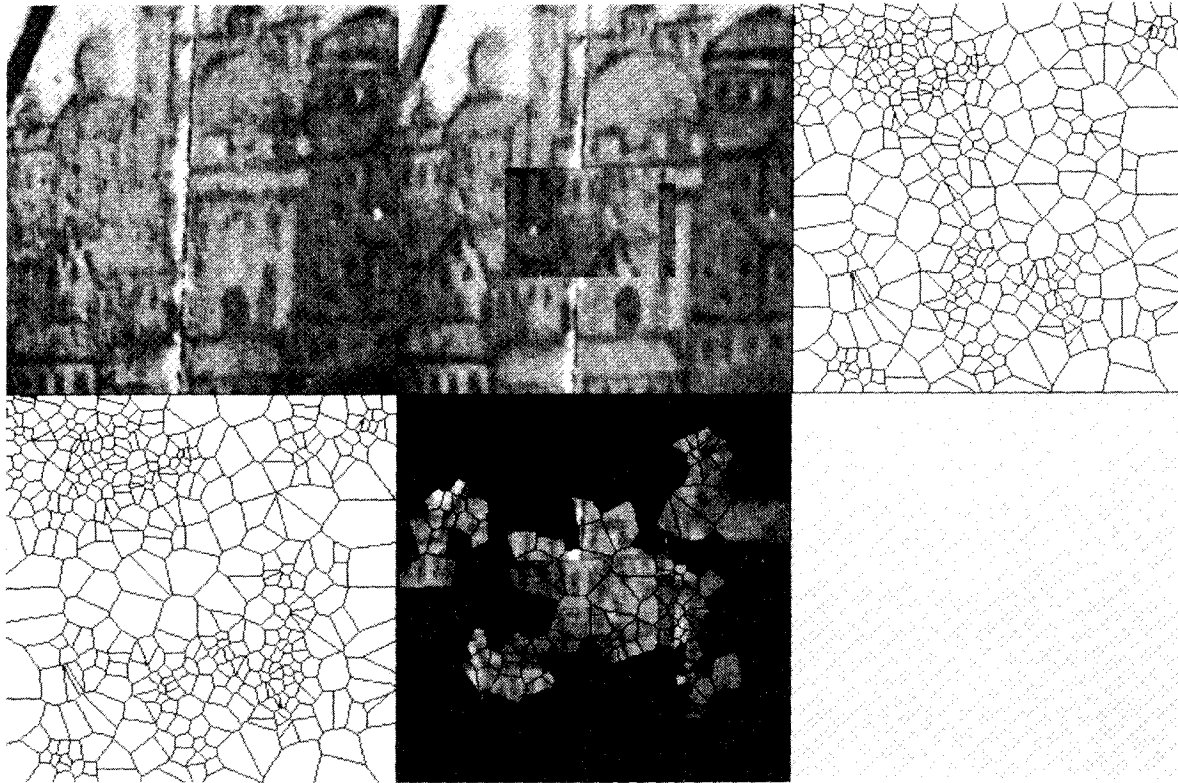


Fig. 8. — Illustration de la détection d'événements sur un cas réel pris dans le domaine de la peinture des œuvres d'art.

Image 1. — Image visible. Image 2: Image infra-rouge modifiée par une composition surajoutée. Image 3: diagramme de Voronoï sur l'image visible. Image 4: Diagramme de Voronoï sur l'image infra-rouge. Image 5: résultat de la méthode de détection d'événements. Le seuil de différence entre les surfaces des polygones est pris égal à 50 pixels.

tée par une importante différence entre les valeurs de surface de ces polygones.

Dans le cas où les polygones sont seulement vor-équivalents on est dans une situation de présence d'événements.

4.5. RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

On présente en figure 7 et 8, deux exemples d'illustration de la méthode, d'une part sur un cas « artificiel » et d'autre part sur un cas réel.

La figure 7 présente un exemple « artificiel » où la seconde image est obtenue à partir de la première en simulant une différence. Les calculs des deux diagrammes sont menés en parallèle à partir d'une initialisation identique des germes. La détection d'un événement est réalisée dès qu'il apparaît une différence de surfaces importante des polygones équivalents. On constate que la distribution des polygones apparaît différemment au niveau de l'événement.

Le deuxième cas (fig. 8) est issu d'un couple visible et infra-rouge. Ce cas illustre le problème de la différence entre l'acquisition visible et l'acquisition infra-rouge sur une image réelle. Les différences sont illustrées par la dégradation de la couche visible et par l'introduction d'une composition surajoutée.

La discussion concerne essentiellement le problème de l'identification des seuils d'homogénéité et de similarité intervenant lors de la phase de segmentation. S'il s'agit d'un couple d'images où la différence de niveaux d'intensité n'est pas très grande, alors nous pouvons choisir des seuils de caractérisation d'homogénéité identiques pour les deux segmentations.

Dans le cas d'un couple présentant une forte différence de niveaux, il est préférable d'utiliser le critère max-min tel qu'il est décrit précédemment. On peut également normaliser les valeurs et remplacer le test sur la valeur de l'écart type par un test sur le pourcentage de points dont la valeur est située dans l'intervalle $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$.

5. Conclusion

La représentation du support-image à l'aide du diagramme de Voronoï fournit une approximation locale en terme de régions homogènes à géométrie convexe dans un environnement de structuration de données de type graphe. Cet environnement a été exploité pour fournir une approche de type segmentation dynamique du support-image.

L'arrangement géométrique des polygones associés aux éléments de ce graphe permet également d'accéder à des informations de type morphométrique. Une extension de l'utilisation d'une telle représentation a été effectuée pour le problème de la comparaison d'images acquises selon différents niveaux de radiométrie. Des résultats associés à des situations réelles ont été obtenus permettant de valider cette approche.

Manuscrit reçu le 12 décembre 1990

- [1] N. AHUJA, B. AN and B. SCHACHTER, *Image representation using Voronoï tessellation*, CVGIP, Vol. 29, pp. 286-295, 1985.
- [2] T. ASANO, M. EDAHIRO, H. IMAI, M. IRI and K. MUROTA, *Practical use of bucketing techniques in Computational Geometry*, Computational Geometry, G. T. TOUSSAINT Ed., Elsevier Science Publishers (North-Holland), pp. 153-195, 1985.
- [3] J. L. BENTLEY, M. I. SHAMOS, *Divide and Conquer for linear expected time*, Information processing Letters, Vol. 7, 2, pp. 87-91, 1978.
- [4] G. BORGEFORS, *Distance transformations and digital images*, CVGIP, Vol. 34, pp. 344-371, 1986.
- [5] J. M. CHASSERY, M. MELKEMI, *Segmentation d'images en diagramme de Voronoï. Application à la détection d'événements en imagerie multisources*, 7^e congrès RFIA, AFCET-INRIA Eds., Vol. 2, pp. 781-790, Paris, 1989.
- [6] P. E. DANIELSSON, *Euclidean distance mapping*, CGIP, Vol. 14, pp. 227-248, 1980.
- [7] A. GAGALOWICZ, O. MONGA, *Un algorithme de segmentation hiérarchique*, 5^e congrès RFIA, AFCET-INRIA Eds., Vol. 1, pp. 163-177, Grenoble, 1985.
- [8] P. J. GREEN, R. SIBSON, *Computing dirichlet tessellation in the plane*, Computer Journal, Vol. 21, pp. 168-173, 1975.
- [9] F. HEITZ, *Restitution de la radiographie d'un tableau dissimulé par une composition postérieure. Contribution à la détection de changements en imagerie multi-source*. Nouvelle Thèse. ENST, Paris, 1988.
- [10] F. HEITZ, H. MAITRE, *Détection d'événements en imagerie multi-source*. 11^e colloque GRETSI, pp. 499-502. Nice, 1987, also in IEEE ASSP, Vol. 38, 4, 1990.
- [11] O. MONGA, *An Optimal region growing algorithm for image segmentation*. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol. 1, 3, pp. 351-376, 1987.
- [12] T. OHYA, M. IRI, K. MUROTA, *A fast Voronoï diagram algorithm with quaternary tree bucketing*, Information Processing Letters, Vol. 18, pp. 227-231, 1984.
- [13] T. PAVLIDIS, *Structural pattern recognition*, Springer Verlag Ed., 1977.
- [14] F. P. PREPARATA and M. I. SHAMOS, *Computational geometry, an introduction Texts and Monographs in Computer Science*, Elsevier Science Publishers (North-Holland) 1987.
- [15] H. ROM and S. PELEG, *Image representation using Voronoï tessellation : Adaptive and secure.*, Proceed. of Computer Vision and pattern Recognition, Ann Arbor. Michigan, pp. 282-285, 1988.
- [16] M. TÜCERYAN and K. JAIN, *Texture segmentation using Voronoï polygons*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 12, 2, pp. 211-216, 1990.