

Etude de contours haute-échelle pour la segmentation et la fermeture de contours en présence de zones texturées et/ou bruitées

High-Scale Edge Study for Segmentation and Contour Closing in Presence of Textured and/or Noisy Areas

par Florence HUET et Sylvie PHILIPP

ETIS, Ura Cnrs 2235, ENSEA-UCP,
6 av du Ponceau, 95014 Cergy-Pontoise, France.
Tel : {33} 01 30 73 62 96 / E-mail : huet@ensea.fr. philipp@ensea.fr

résumé et mots clés

Cet article présente une étude de contours haute-échelle. Dans les zones non texturées et non bruitées d'une image, un détecteur haute-échelle donne des contours plutôt longs, isolés et bien localisés, alors que dans les zones texturées et/ou bruitées il fournit de nombreux contours courts ou longs et ramifiés, proches les uns des autres.

Pour formuler ces caractéristiques, nous avons défini des attributs sur les contours et leurs voisinages. Les voisinages sont définis par le diagramme de Voronoï construit à partir des contours. Les attributs sont géométriques, topologiques ou relatifs à la texture. Ces derniers consistent en des distances entre textures de part et d'autre des contours. Des algorithmes sont alors présentés pour supprimer les contours dus au bruit ou à la texture et pour prolonger les autres. Puisque les attributs sont locaux, ces solutions sont valables pour la détection et la fermeture de contours sur des types d'images différents, même celles incluant des zones texturées ou bruitées. Une autre application de ces attributs concerne l'élaboration de cartes de texture/bruit, qui peuvent servir pour une coopération de méthodes de segmentation.

Segmentation d'image, détection de contours, texture, fermeture de contours, coopération de méthodes.

abstract and key words

This paper is based on the study of high-scale edges. In non-textured and non-noisy areas a high-scale edge detector gives long, rather isolated and well localized contours, whereas in textured and/or noisy areas it gives numerous, short or long and ramified contours which are close to one another.

To formalize these characteristics, we have defined attributes upon the edges and their neighborhoods. The neighborhoods are defined as the Voronoi diagram built from the edges. The attributes are geometric, topological, or textural. The latter ones consist in distances between textures on either side of the edge. Algorithms are then presented to remove edges due to noise or texture, and to extend the others. Since they use local attributes, they give promising solutions to the problem of edge detection and contour closing for images of various types, even those including textured, noisy parts. Another application of these features is the building of maps of texture/noise, which can be used to perform a segmentation method cooperation.

Image segmentation, edge detection, texture, contour closing, method cooperation.

1. introduction

Le foisonnement d'articles publiés dans la littérature récente montre qu'il n'existe pas de méthode universelle de segmentation d'image. La segmentation fait référence aux notions de différence ou de similarité telles que les perçoit le système visuel humain, donnant naissance à deux approches respectivement qualifiées d'approche « frontière » et d'approche « région » [5].

L'approche « région » consiste à extraire des ensembles connexes et séparés de pixels ayant des propriétés communes. L'approche « frontière » repose sur la détection de contours correspondant à des changements brusques dans l'image, les variations d'intensité par exemple. On constate pour des images relativement complexes (présence de zones bruitées et/ou texturées), qu'aucune de ces approches ne donne à elle seule de résultat satisfaisant. Les méthodes région sont peu précises sur les frontières des régions extraites contrairement aux méthodes frontière, mais ces dernières fournissent souvent des contours non fermés. Les algorithmes de fermeture de contours ne parviennent généralement pas à résoudre ce problème, créant de manière aveugle et sans connaissance de haut-niveau des contours indésirables. Une coopération des deux approches semble alors un bon moyen d'aborder la question de la segmentation d'image.

L'objet de cet article est d'étudier la distribution spatiale de contours haute-échelle dans des situations variées telles que texture, bruit, transitions diverses, etc. Des attributs caractérisant ces différentes situations sont donnés. La principale application présentée dans cet article est la segmentation d'image, basée sur cette idée de coopération contour/région : une détection de contours haute-échelle affinée et prolongée par des critères région.

Les détecteurs de contours issus de l'approche de Canny [3] et utilisés à haute-résolution (haute-échelle) fournissent des contours ayant la particularité d'être bien localisés dans les zones non bruitées et non texturées d'une image, mais d'être trop nombreux dans le cas contraire.

Nous appellerons dans la suite « contours » les chaînes de pixels extraites par les détecteurs et qui peuvent être dues au bruit ou à la texture et nous appellerons « transitions » les ruptures dans les intensités, correspondant aux bords d'objets, aux arêtes entre les faces, aux frontières des ombres, etc. Ces dernières se réfèrent donc à la scène ayant engendrée l'image et puisque nous employons des détecteurs de variations dans l'intensité, nous en excluons également les limites entre textures de même moyenne, qui sont souvent dénommés « contours virtuels ».

La méthode proposée conserve l'avantage de la bonne localisation des transitions en évitant l'habituel compromis entre bonne localisation et bonne détection des contours. En effet, la sur-détection dans les zones bruitées ou texturées est supprimée par un post-traitement exploitant la distribution spatiale des contours haute-échelle.

Le post-traitement consiste à dissocier parmi les points de contours extraits par le détecteur haute-échelle, ceux qui sont effectivement dus à une transition dans l'image de ceux qui sont dus au bruit ou à la texture. La méthode classique qui consiste à appliquer un seuillage par hystérésis rentre dans ce cadre. Nous verrons qu'il existe des solutions alternatives plus sélectives. La première méthode repose sur l'idée qu'il est possible de créer une carte des zones bruitées ou texturées de l'image à partir des attributs calculés sur les contours et leurs régions d'influence. L'élaboration de cette carte peut servir pour une coopération de méthodes de segmentation. La seconde méthode se base sur le calcul d'un attribut unique, la distance entre textures, situées de part et d'autre des contours et à l'intérieur de leurs régions d'influence. Un procédé, basé sur un calcul identique, permet également une fermeture des contours.

Dans la première partie de cet article, nous nous attacherons aux particularités des contours haute-échelle et à la définition de leurs régions d'influence. Nous verrons ensuite quels attributs sont calculés sur les contours et les régions. La troisième partie et la dernière partie présenteront les algorithmes de suppression de contours, de fermeture de contours et de coopération de méthodes de segmentation. L'enchaînement des traitements peut se résumer dans le schéma de la figure 1 :

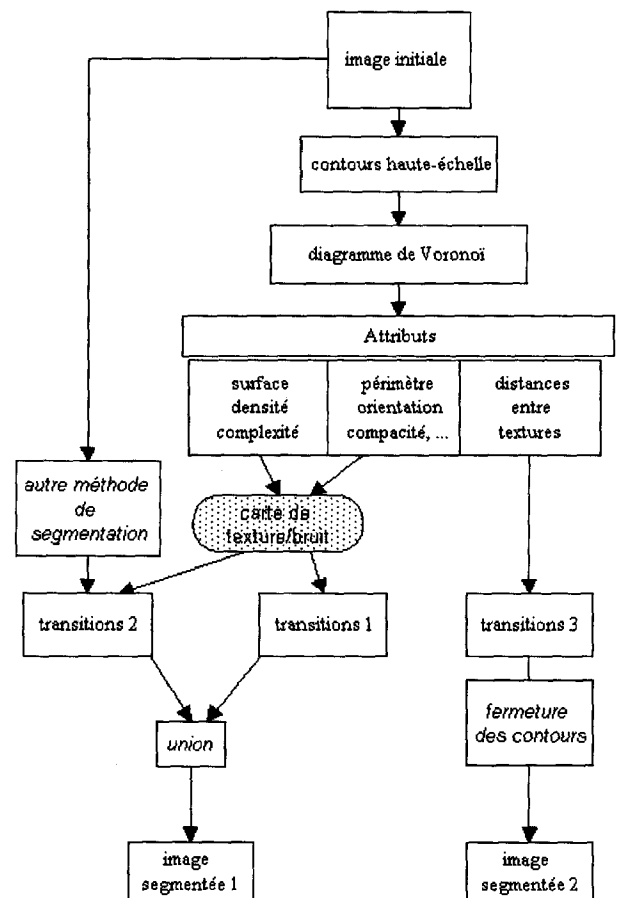


Figure 1. - Enchaînement des traitements.

2. contours haute-échelle et zones d'influence

2.1. contours haute-échelle

Les détecteurs de contours issus de l'approche dérivative extraient les variations locales d'intensité dans l'image. Les contours sont assimilés aux points de fort gradient ou de dérivée seconde nulle. Dans le cadre de l'utilisation du gradient par exemple, la démarche consiste à calculer celui-ci en chaque point de l'image, à créer l'image de sa norme puis à extraire les maxima locaux (obtention de contours fins) dans la direction exacte du gradient. Les opérateurs, issus des travaux de Canny [3], les plus connus sont ceux de Shen-Castan et de Deriche [14] [9]. Ils nécessitent un paramétrage correspondant à un réglage d'échelle.

Filtre de Shen-Castan (paramètre d'échelle β) :

$$f(x, y) = \frac{\beta^2}{4} \cdot e^{\beta(|x|+|y|)}$$

Filtre de Deriche (paramètre d'échelle α) :

$$f(x, y) = \frac{\alpha^2}{16} \cdot (\alpha|x| + 1) \cdot e^{-\alpha(|x|)} \cdot (\alpha|y| + 1) \cdot e^{-\alpha(|y|)}$$

Plus la valeur du paramètre d'échelle croît, plus la localisation des contours devient exacte, mais plus le nombre de points de contours augmente, conduisant à une sur-détection dans les régions texturées et bruitées. Il y a donc nécessité d'un compromis entre bonne localisation et bonne détection (des transitions seulement).

Si l'on souhaite privilégier une bonne localisation, on choisira un paramètre d'échelle élevé. La borne inférieure de ce paramètre peut être déterminée en fonction de l'amplitude des contours que l'on souhaite extraire et de leur distance relative [6]. Par exemple, nous avons pu montrer que pour une distance entre deux contours égale à w et un rapport entre les amplitudes des deux contours de r , on a une borne inférieure de β égale à $\frac{\log r}{w-2}$ pour deux contours de même sens (type marche, $r > 0$) et égale à $\frac{\log|r|}{w}$ pour deux contours de sens différents (type créneau, $r < 0$).

Quel que soit le réglage de l'opérateur d'extraction de contour, mais particulièrement si on a choisi un paramétrage haute-échelle, il est nécessaire d'éliminer une partie des points extraits. Une démarche classique consiste à effectuer un seuillage par hystérésis de l'image des maxima locaux de la norme du gradient : les points retenus sont ceux qui sont supérieurs au seuil bas et qui appartiennent à un ensemble 8-connexe de points comprenant au moins un point supérieur au seuil haut. Ceci permet la suppression des contours dus à de faibles transitions, correspondant souvent

à du bruit sur l'image et éventuellement à la présence de texture de faible contraste. Le problème subsiste lorsque la texture est plus contrastée ou qu'un objet à segmenter dans l'image est peu démarqué.

Pour évaluer la pertinence d'un contour, nous proposons de trouver des critères plus sélectifs que la valeur de la norme du gradient, abandonnant ainsi le réglage délicat du seuillage par hystérésis. Les informations prises en considération sont de deux types :

- le contour lui-même au travers de différentes caractéristiques;
- l'agencement local des contours au travers d'attributs calculés sur leurs voisinages.

Ce second point nécessite la définition de ce que l'on entend par **voisinage d'un contour**.

2.2. zones d'influence

Nous avons choisi de définir le voisinage d'un contour comme étant sa **zone d'influence** [1] [13].

Soit Θ un ensemble d'objets compacts quelconques du plan (points, segments, chaînes, polygones, etc). On appelle **zone d'influence** (région d'influence) d'un objet θ de Θ l'ensemble des points du plan plus proches de θ que de tout autre objet de Θ . Le graphe formé par les frontières de ces régions est appelé diagramme de Voronoï ou, en morphologie mathématique, squelette par zones d'influence.

La figure 2 donne un exemple de contours haute-échelle extraits de l'image MUSCLE de la banque d'images du Gdr ISIS et de leurs zones d'influence.

Le diagramme de Voronoï est donc un graphe d'adjacence de régions. Chacune de ces régions contient un contour haute-échelle et un seul, éventuellement fermé. Par la suite, on parlera indifféremment de zones ou de régions. Les contours haute-échelle, ainsi que les régions de Voronoï sont très différents, selon qu'on se trouve dans une partie de l'image texturée, bruitée ou non.

Dans une partie texturée ou bruitée, les contours extraits par l'opérateur haute-échelle sont denses, courts ou longs et ramifiés, et présentent une structure plus ou moins régulière dépendant de la texture. Cette régularité se retrouve dans une moindre mesure dans le diagramme de Voronoï. Les régions engendrées sont petites, ou larges avec de nombreux pixels de contours. Dans une partie non texturée et non bruitée, les contours correspondant à des transitions dans l'image sont isolés et (selon la nature de l'objet) plutôt longs et peu ramifiés. Ces transitions se trouvent donc dans des régions de Voronoï larges avec peu de pixels de contours.

Ce comportement est conforme au troisième critère discret de Canny pour l'extraction de contours de type échelon, avec un bruit additif gaussien [5] [7] [11]. On note h_d la réponse impulsionnelle du filtre discret de détection de contour et ρ le coefficient de corrélation.

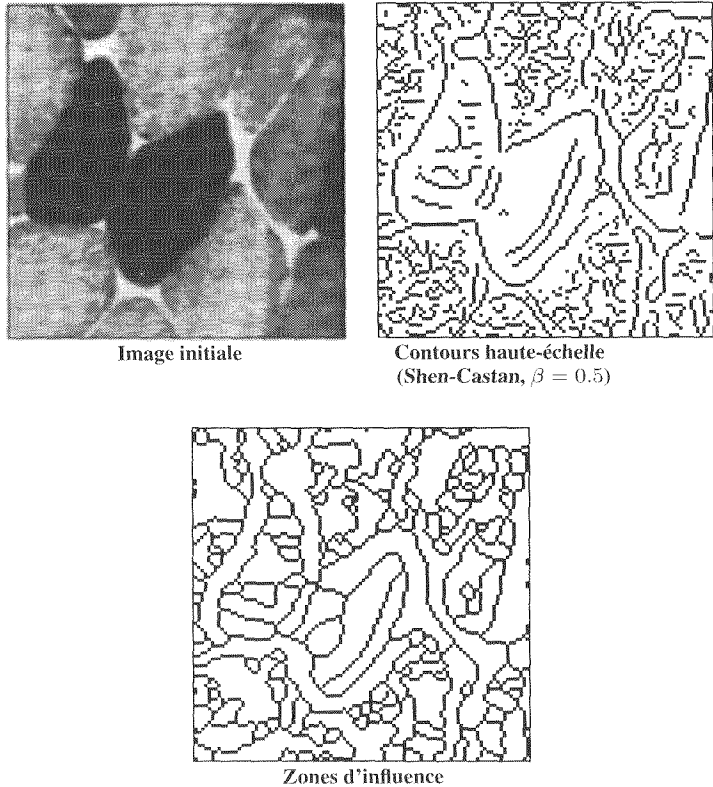


Figure 2. – Détection de contours haute-résolution et zones d'influence associées.

Pour un bruit blanc gaussien,

$$\rho = \frac{\sum h_d''^2[i]}{2 \sum h_d'^2[i]} - 1$$

avec :

$$h_d'[i] = H_d[i] - h_d[i - 1]$$

$$h_d''[i] = H_d'[i] - h_d'[i - 1]$$

Les valeurs du coefficient de corrélation ρ sont données par les expressions suivantes :

$$\rho = \frac{1 - 3e^{-\beta}}{4} \text{ pour le filtre de Shen-Castan;}$$

$$\rho = \frac{(1 - e^{-\alpha}(5 + 4e^{-\alpha} + e^{-2\alpha}))}{4} - 1 \text{ pour le filtre de Deriche.}$$

La distance moyenne (en nombre de pixels) entre deux maxima dus au bruit vaut :

$$Cd3 = \frac{1}{F(0, 0, \rho)} = \frac{2\pi}{\text{Arc cos}(-\rho)}$$

avec : F , fonction de répartition normalisée, définie par :

$$F(a, b, \rho) = \int_a^{+\infty} \int_b^{+\infty} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \cdot e^{-\frac{x_1^2}{2}} \cdot e^{-\frac{(x_2 - \rho x_1)^2}{2(1-\rho^2)}} \cdot dx_1 \cdot dx_2$$

Quelques exemples de valeurs de $Cd3$ obtenues pour différentes valeurs de paramètre d'échelle sont données pour les filtres de Shen-Castan et de Deriche dans le tableau de la figure 3.

Shen-castan	β	0,2	0,35	0,5	0,7	1,0
	$Cd3$	5,24	4,88	4,60	4,34	4,07
Deriche	α	0,2	0,35	0,5	0,7	1,0
	$Cd3$	6,73	5,35	4,70	4,24	3,89

Figure 3. – Distance moyenne en pixels entre deux maxima dus au bruit en l'absence de signal.

La distance entre les contours dus au bruit diminue lorsque la valeur du paramètre d'échelle augmente; ce qui justifie bien les observations précédentes. On fait néanmoins la remarque suivante : dans le cas de zones très faiblement bruitées, un pic de bruit pourra générer un contour très court (quelques pixels) engendrant une large zone d'influence. Il pourra alors se caractériser par une densité extrêmement faible.

D'autre part, pour un échelon d'amplitude A situé en $i = 0$, avec un bruit additif gaussien de moyenne nulle et de variance N_0^2 , la probabilité de détecter un maximum en $i = i_0$, quelconque est :

$$P[i_0] = F\left(-\frac{A \cdot h_d[i_0]}{\sigma}, \frac{A \cdot h_d[i_0 + 1]}{\sigma}, \rho\right)$$

avec :

$$\sigma^2 = N_0^2 \cdot \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h_d'^2(i).$$

Le comportement de cette probabilité (Cf. Annexe F de [5]) donne la mesure de la délocalisation, décroissante quand la valeur du paramètre d'échelle augmente. Il peut aussi être interprété en ces termes : en présence de signal (objets) et de bruit, les contours dus au bruit s'éloignent des contours dus aux transitions lorsque la valeur du paramètre d'échelle croît. Ceci justifie bien les observations faites précédemment, en particulier sur l'isolement des transitions en paramétrage haute-échelle, face à la grande proximité des autres contours entre eux (isolement et rapprochement croissants lorsque l'échelle augmente) (Cf. figure 3 et figure 4).

2.3. attributs sur les contours et les zones d'influence

Comme nous l'avons exposé précédemment, la méthode que nous proposons repose sur la distinction entre contours dus à une transition et contours dus au bruit et/ou à la texture. Par la suite nous emploierons uniquement « ou » pour signifier « et/ou ».

La distinction s'effectue à partir d'un calcul d'attributs suivant l'idée d'une coopération contour/région. Trois types d'attributs seront définis : les attributs relatifs aux contours, aux régions

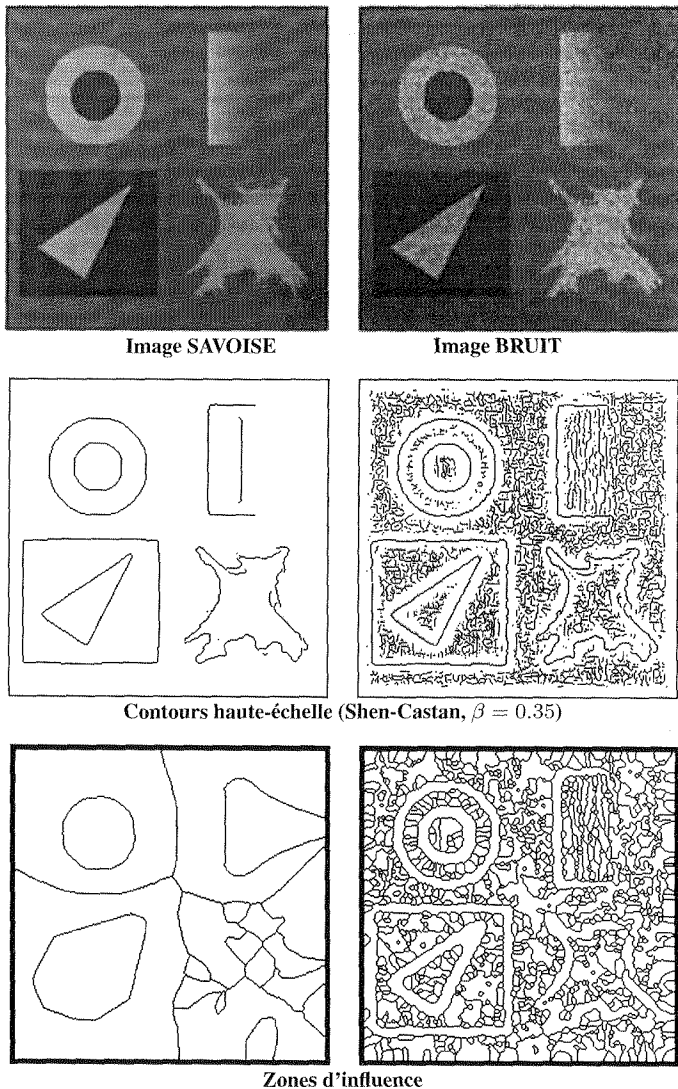


Figure 4. – Contours haute-échelle et zones d'influence associées pour un même paramétrage du détecteur de Shen-Castan : images SAVOISE et BRUIT1.

d'influence engendrées et conjoints aux contours et aux régions. Les attributs sont calculés pour chaque composante connexe de contour, que nous désignerons simplement par « contour » et sa zone d'influence. Les décisions pourront être prises sur le contour tout entier ou sur une partie (ou branche) de celui-ci.

Les remarques faites précédemment montrent que, dans les zones où il n'y a que du bruit ou de la texture, les contours extraits à haute-échelle possèdent des topologies particulières, différentes entre elles et de celles des autres contours. Par exemple, les contours sont parfois de forme complexe, avec différentes branches. Pour étudier cette complexité, nous utiliserons les « points d'embranchement » qui sont les points de contour ayant plus de deux points de contour pour voisins. Une étude expérimentale sur des images de la banque d'images du Gdr ISIS nous a permis de déterminer un certain nombre d'attributs séparant les contours réels des

autres. Une seconde étude sur des images de texture, issues de l'album de Brodatz [2], nous a permis de déterminer des attributs supplémentaires de discrimination entre textures, valables pour les bruits. Les attributs que nous avons retenus sont les suivants :

- Attributs sur les contours :
 - longueur L (nombre de pixels du contour);
 - complexité $C = \frac{X}{L}$ où X est le nombre de points d'embranchement;
 - orientation principale (angle formé par le premier axe d'inertie du contour avec l'axe horizontal, en degrés dans le repère trigonométrique).
- Attributs sur les régions :
 - surface S ;
 - périmètre P ;
 - compacité $C_p = \frac{4 \cdot \pi \cdot S}{P^2} \in [0, 1]$;
 - orientation principale (angle formé par le premier axe d'inertie de la région avec l'axe horizontal, en degrés dans le repère trigonométrique);
 - moyenne des niveaux de gris;
 - écart-type des niveaux de gris;
 - nombre de régions adjacentes.
- Attributs conjoints :
 - densité $D = \frac{L}{S}$;
 - distances entre textures.

De nombreuses distances entre deux distributions de niveaux de gris ont été proposées par P. Zamperoni [16]. Nous les avons appliquées au calcul de la distance entre les distributions des niveaux de gris de $2 \times N$ pixels pris dans la région de part et d'autre du contour. Elles permettent de savoir si ce contour (ou cette branche) est dû à une transition ou s'il s'agit d'un artefact dû à la texture [12].

Soit $U = (u_1, u_2, \dots, u_N)$ l'ensemble ordonné des niveaux de gris de N pixels d'un côté du contour et $V = (v_1, v_2, \dots, v_N)$ l'ensemble correspondant pour l'autre côté (Cf. figure 13).

La distance de Minkowski est définie par :

$$d_M(U, V) = \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N |u_i - v_i|^r \right]^{\frac{1}{r}}$$

Quand $r = 1$, d_M est la distance « city-block ». Quand $r = 2$, d_M est la distance Euclidienne et quand $r \rightarrow +\infty$, d_M est la distance « chessboard ».

La distance de Tanimoto est définie par :

$$d_T(U, V) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N u_i \cdot v_i}{\sum_{i=1}^N u_i^2 + \sum_{i=1}^N v_i^2 - \sum_{i=1}^N u_i \cdot v_i}$$

La figure 4 propose un exemple de contours haute-échelle et des zones d'influence associées, obtenus pour les images SAVOISE (plages de gris uniformes sauf un dégradé en haut à droite) et BRUIT1 (image SAVOISE avec un bruit blanc additif gaussien de moyenne nulle et d'écart-type dix) de la banque d'images du Gdr ISIS. Le détecteur utilisé est celui de Shen-Castan, paramétré avec $\beta = 0,35$, pour lequel on a conservé tous les maxima locaux de la norme du gradient : pas de seuillage. La figure 5 regroupe les résultats obtenus pour ces images sous forme d'histogrammes pour trois des attributs précédents : surface, complexité et densité. On constate qu'effectivement le bruit engendre de nombreux contours : courts générant des régions de petite surface, ou longs et ramifiés.

La figure 6 propose un autre exemple de contours haute-échelle et des zones d'influence associées pour trois textures de Brodatz [2] : EAU, SABLE et CANEVAS. Les figures 7 et 8 regroupent les résultats obtenus pour deux attributs : orientation principale et compacité des régions. On précise que l'orientation principale des régions inférieures à 5 pixels n'est pas calculée et est déclarée nulle par convention (ce qui justifie un léger pic à zéro pour cet attribut sur les histogrammes).

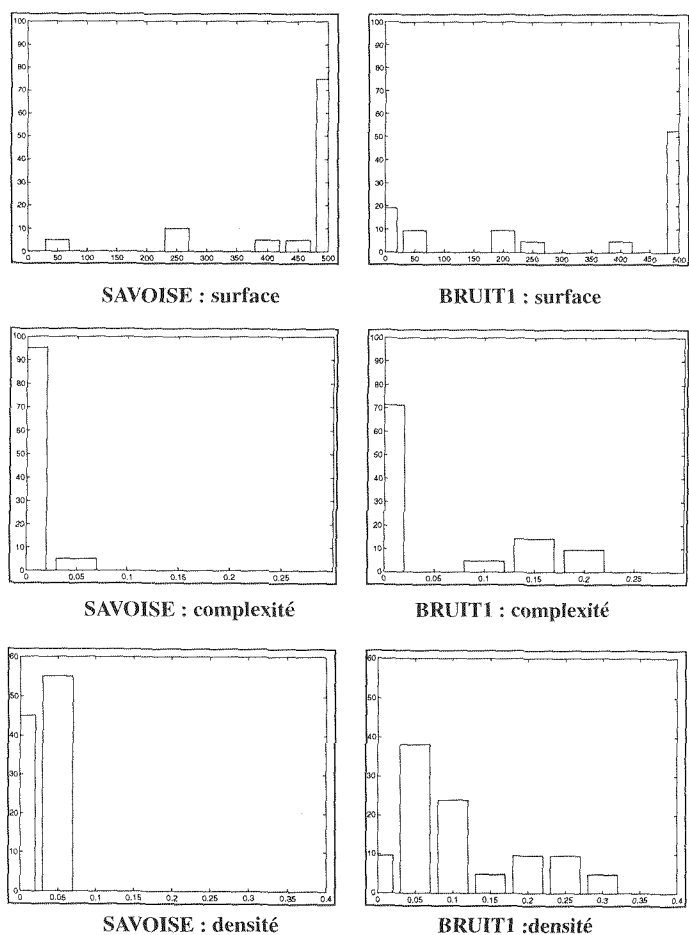


Figure 5. – Exemple d'attributs pour les images de la figure 4. Abscisses : complexité, surface ou densité. Ordonnées : pourcentage de contours ou de régions.

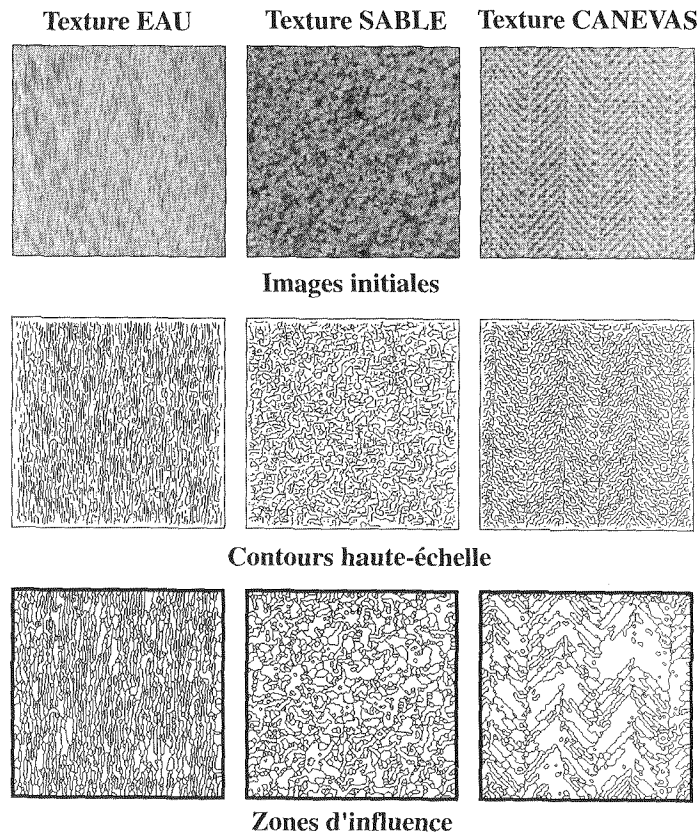


Figure 6. – Contours haute-échelle (Shen-Castan, $\beta = 0,4$) et zones d'influence pour trois textures de Brodatz.

Bien entendu certains de ces attributs sont corrélés. C'est le cas de la surface et de la longueur par exemple ou des deux orientations principales (celle du contour et celle de la région). Ces attributs caractérisent la distribution spatiale des contours haute-échelle :

- Une grande surface caractérise soit un contour isolé correspondant à une transition (en milieu bruité ou non) soit un contour très long, qui peut être dû à certaines textures (comme le CANEVAS);
- Une image peu bruitée engendre peu de contours ramifiés. L'attribut complexité caractérise les zones bruitées ou texturées.
- La densité est forte en milieu bruité et très variable d'une texture à l'autre. Elle est également liée au paramètre d'échelle.
- Les deux attributs d'orientation caractérisent bien les textures directionnelles comme l'EAU ou le CANEVAS.
- La compacité est logiquement élevée pour une texture à primitive circulaire comme le SABLE et plus variable pour une texture directionnelle comme l'EAU. Elle est curieusement assez élevée pour le CANEVAS qui engendre à la fois de petites régions circulaires et de grandes régions aux pourtours réguliers.

Aucun de ces attributs à lui seul ne permet de discriminer une zone, c'est pourquoi nous les combinons dans les paragraphes suivants.

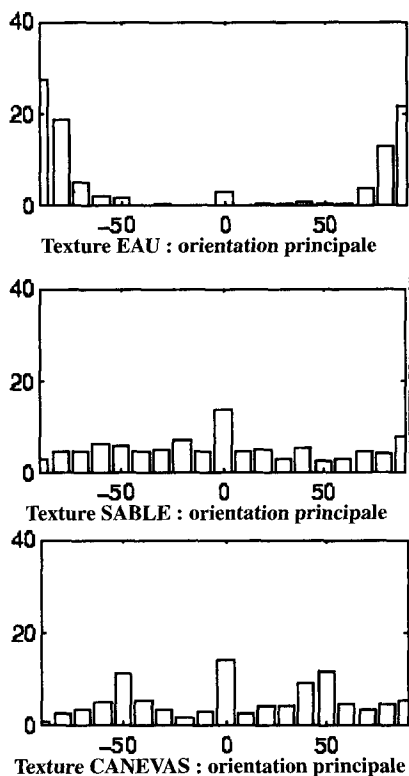


Figure 7. – Exemples d’attributs pour les images de la figure 6. Abscisses : orientation principale des régions d’influence. Ordonnées : pourcentage des régions.

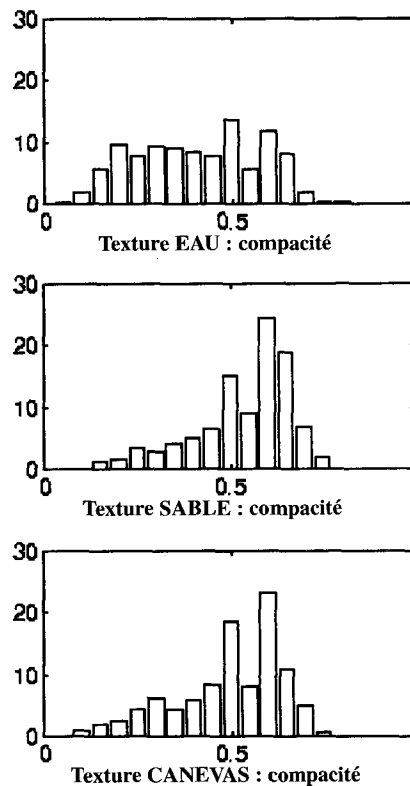


Figure 8. – Exemples d’attributs pour les images de la figure 6. Abscisses : compacité ($\in [0, 1]$) des régions d’influence. Ordonnées : pourcentage des régions.

3. suppression de contour et coopération de méthodes

3.1. suppression de contour par fusion de régions et construction d’une carte texture/bruit

Les attributs sur les contours, les régions ou conjoints vont permettre l’extraction des zones bruitées ou texturées de l’image et donc, de séparer les contours, inclus dans ces zones, des contours dus aux transitions. Les premiers seront supprimés, les seconds conservés.

L’originalité de notre démarche réside dans l’utilisation des caractéristiques même des contours et des régions pour déterminer ces régions difficiles et finalement, construire une carte de texture/bruit. De telles cartes ont déjà été proposées dans divers articles, mais elles reposent sur une caractérisation locale de la nature du bruit ou sur une détection de texture utilisant les matrices de

cooccurrence et les paramètres d’Haralick [10] [4] [15] et demandent donc une phase de calcul préliminaire à la détection des contours.

A partir de l’image des régions d’influence, on construit un graphe d’adjacence, puis on procède à la fusion géométrique (regroupement pixellaire) des régions adjacentes relatives aux zones bruitées ou texturées en fonction d’attributs de contours, de régions ou conjoints cités au paragraphe 2.3. On choisit comme critère : fusion si

surface \leq seuil-surface

ou complexité \geq seuil-complexité

ou densité \leq seuil-densité (facultatif, permet de supprimer d’éventuels pics de bruit).

Les régions non fusionnées sont laissées intactes, mais se voient toutefois attribuer la même étiquette. Les autres régions sont regroupées en composantes connexes (regroupement simple ou suivant des attributs communs si une carte plus détaillée est souhaitée). Le résultat de la fusion est une carte texture/bruit, où apparaissent en blanc les régions non bruitées et non texturées et en gris les autres. Les contours inclus dans les premières sont conservés, les autres sont supprimés.

Les figures 9, 10 et 11 montrent les résultats obtenus pour les images BRUIT1, IRM et MUSCLE de la banque d’images du Gdr ISIS.

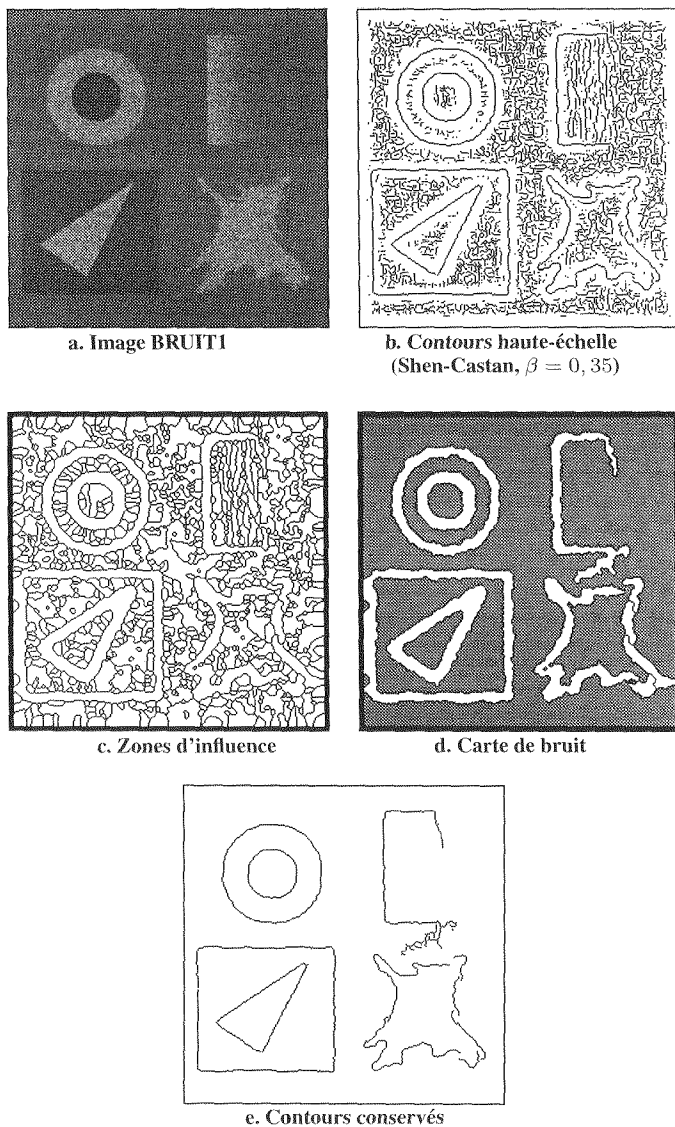


Figure 9. – Suppression de contours dus au bruit par fusion de régions sur l'image BRUITI. Seuil-surface = 150 pixels, seuil-densité = 8 % et seuil-complexité = 5 %.

Le résultat de la figure 9e est très bon : les contours sont presque tous fermés et les angles aigus, qui sont rarement extraits par les détecteur de contours, sont tous correctement trouvés. Le défaut le plus important est le contour inférieur du rectangle qui se prolonge de manière abusive dans la zone homogène mais bruitée qui le jouxte. Ceci est dû au fait qu'il n'y a pas de transition franche dans la partie droite du rectangle qui éloignerait les détections engendrées par le bruit. Or la décision de conserver ou de supprimer un contour est globale pour le contour.

C'est également pour cette raison que quelques contours correspondant à des transitions sont supprimés par exemple autour du cœur dans IRM et autour de certaines fibres claires dans MUSCLE. Dans le paragraphe 3.2. nous prendrons des décisions

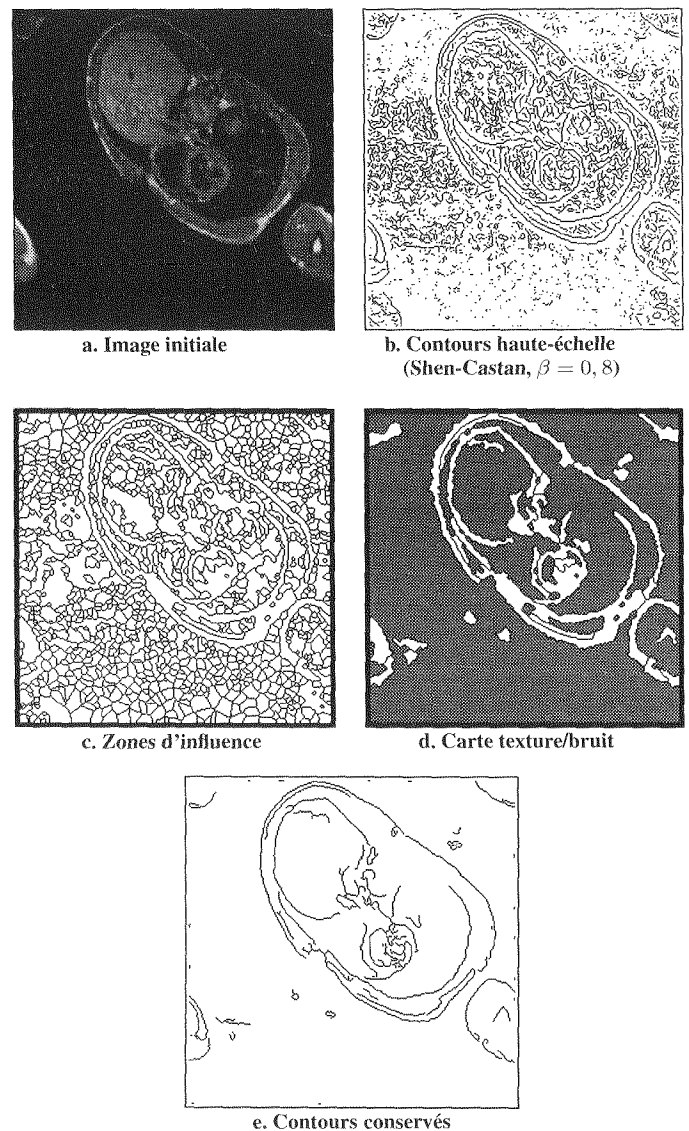


Figure 10. – Suppression de contours dus à la texture et au bruit par fusion de régions sur l'image IRM. Seuil-surface = 160 pixels, seuil-densité = 10% et seuil-complexité = 20%.

pour chaque branche de contour, ce qui n'est pas possible ici où les calculs d'attributs se font sur la région (et le contour inclus) dans son ensemble.

Comme nous venons de le voir, la méthode demande deux seuils (éventuellement trois). Ceux-ci traduisent la topologie des contours et des régions. Ces seuils sont donc plus faciles à déterminer que des seuils en niveaux de gris, comme c'est le cas dans le seuillage par hystérésis qui demande, rappelons-le deux seuils. Les seuils employés dépendent de l'image, du bruit, du nombre d'objets (et donc de transitions) que l'on souhaite extraire. Ils sont déterminés à partir des histogrammes des attributs sur les images. Ils sont fixés à 10% pour la densité et la complexité puis affinés en fonction des images.

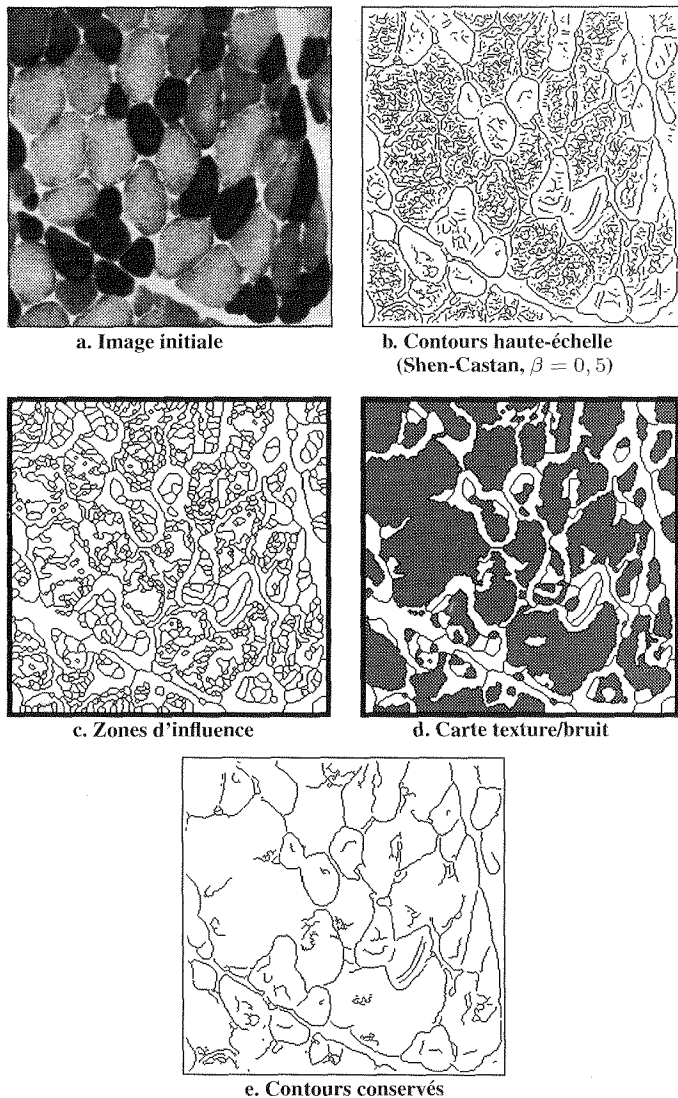


Figure 11. – Suppression de contours dus à la texture et au bruit par fusion de régions sur l'image MUSCLE. Seuil-surface = 85 pixels et seuil-complexité = 11%.

Pour IRM par exemple, la complexité peut aller jusqu'à 35% (c'est-à-dire qu'un point sur trois est un point d'embranchement) et ceci à cause d'une bande de bruit de numérisation fréquente sur ce type d'image.

Le seuil de densité n'est pas toujours nécessaire, il a été réduit à 8% pour BRUIT1, à cause du type de bruit, gaussien, d'écart-type 10 et régulièrement réparti sur l'image.

Le seuil sur la surface, qui a pour effet de fusionner les petites régions, se situe après le premier mode de l'histogramme des surfaces pour BRUIT1 et MUSCLE. Le bruit gaussien de la première image, la texture fine de l'autre, engendrent en effet de nombreuses petites régions.

Les cartes texture/bruit générées dictent la conservation des contours, obtenus par le détecteur haute-échelle, dans les zones

non texturées et non bruitées. Le problème de la segmentation des autres zones peut alors se poser. Dans ce cas, les cartes vont tout naturellement servir à une coopération de méthodes.

Dans les zones non texturées et non bruitées, données par la carte, les contours du détecteur haute-échelle initial sont conservés. Dans les autres zones, on applique un détecteur plus adapté.

La figure 12 donne un exemple de coopération de méthodes pour une image aérienne. Le premier détecteur est celui de Shen-Castan, paramétré avec $\beta = 0,6$, il permet d'obtenir des objets très bien localisés (les bâtiments par exemple), le second détecteur est issu d'une méthode région basée sur des seuillages en niveaux de gris, qui extrait bien les contours des objets sombres bien que texturés (les bosquets ou les ombres parmi la pelouse par exemple). La coopération est d'autant plus efficace que les

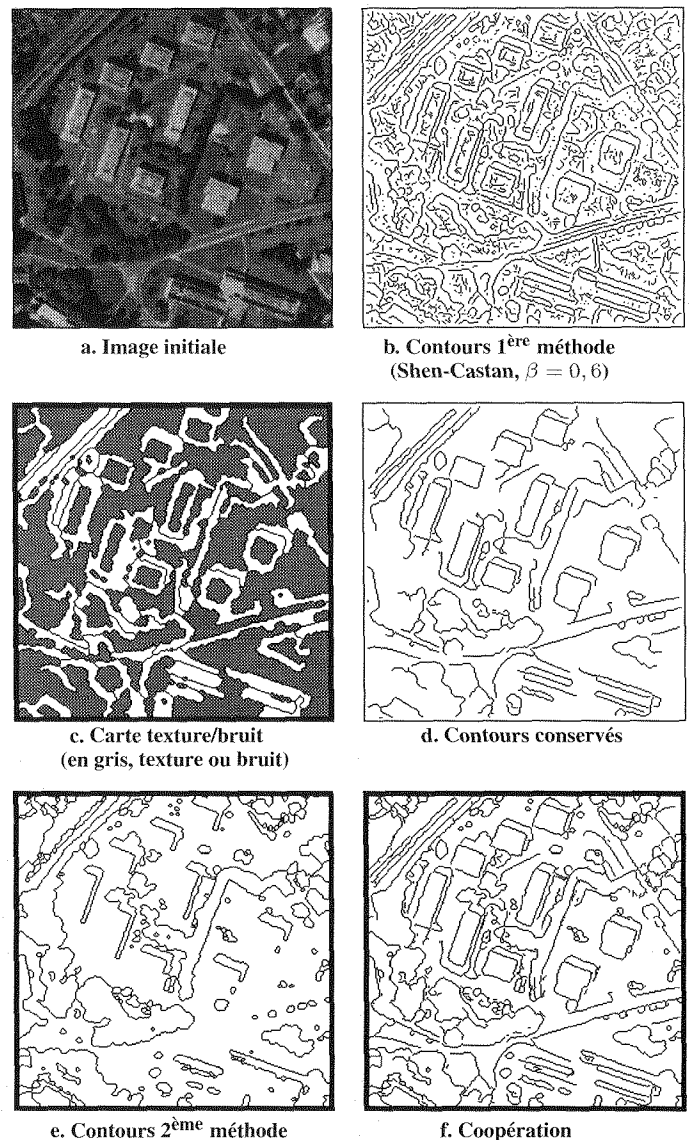


Figure 12. – Coopération de méthodes pour une image aérienne.

méthodes sont complémentaires. Celle-ci est simplement une union des contours haute-échelle conservés et des contours de la seconde méthode pris dans les zones texturées ou bruitées exclusivement. Ce qui revient à faire l'union de la figure 12d et de la figure 12e masquée par la figure 12c.

3.2. suppression de contour par calcul de distance entre textures

Une seconde méthode consiste à supprimer un contour, ou un morceau de contour, si la distance entre textures de part et d'autre du contour est faible. On utilise une des distances présentées au paragraphe 2.3. Elle se calcule sur des ensembles de pixels pris de part et d'autre du contour. Ces ensembles comprennent N pixels, qui doivent être dans la région de Voronoï englobant le contour considéré.

Il existe plusieurs façons de choisir les N pixels et de prendre la décision.

La décision peut être globale pour tout le contour mais, comme la résolution du détecteur de contour est élevée, une composante connexe de contour est souvent composée de plusieurs branches (séparées par des points d'embranchement) : certaines correspondent à des transitions, les autres sont dues à la texture. Aussi la décision doit être indépendante pour chaque branche. Généralement, les branches dues à des transitions sont plus longues que les branches à l'intérieur de la texture.

Nous présentons deux façons de choisir les N pixels. Une première méthode consiste à parcourir le contour et à prélever au fur et à mesure les points de la région de Voronoï dont la distance au contour est inférieure à 2.

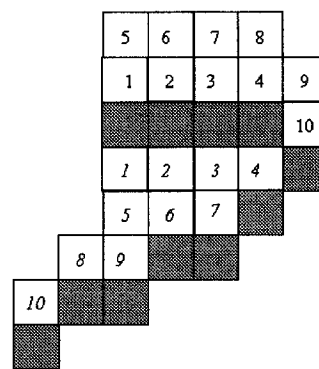
La distance calculée entre les deux distributions de niveaux de gris est affectée à la portion de contour parcourue (Cf. figure 13a). Cette méthode a l'avantage de ne prendre en compte que les pixels très proches du contour (calcul très local), mais a quelques inconvénients :

- comme le contour est parfois très sinueux, les pixels pris en compte d'un côté du contour peuvent se trouver assez éloignés des pixels de l'autre côté (Cf. figure 13a);
- le calcul de distance concerne une portion du contour, portion dont le nombre de pixels varie selon la configuration de la zone d'influence et du contour lui-même. La distance peut donc être sensiblement différente d'une portion de contour à la suivante. Il est difficile dans ces conditions de prendre une décision cohérente sur tout un contour (ou même sur une branche).

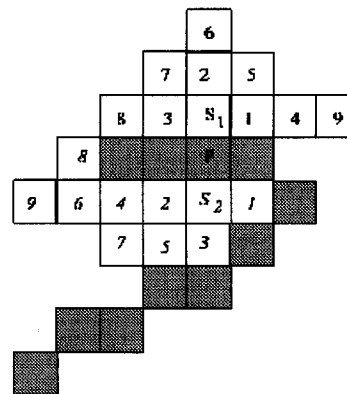
La deuxième méthode consiste à faire un calcul de distance pour chaque point d'une branche de contour. Pour cela, on collecte N pixels de chaque côté en faisant une croissance en « tache d'huile » à partir du point de contour P (Cf. figure 13b). Deux germes (S_1 et S_2 sur la figure 13b) sont placés de part et d'autre de P selon la configuration du contour : au-dessus et au-dessous si le contour est plutôt horizontal, à droite et à gauche si le contour est

plutôt vertical. Le germe, ses 4 voisins les plus proches, puis les voisins des voisins, etc. sont collectés, pourvu qu'ils appartiennent à la région de Voronoï et qu'ils ne soient pas sur le contour. La croissance par voisinage 4-connexe assure de rester d'un même côté du contour, l'ordre (par exemple trigonométrique) de parcours des voisins permet une croissance isotrope de l'ensemble des points. La distance est ensuite calculée entre les N pixels collectés de chaque côté du contour et est comparée à un seuil s . Une décision est alors prise pour chaque branche en fonction des résultats en chaque point de contour. Si pour la majorité des points, la distance est supérieure au seuil s , la branche est conservée car elle sépare deux zones ayant des distributions d'intensités différentes; elle correspond donc à une transition dans l'image. Si au contraire, pour la majorité des points, la distance est inférieure au seuil s , la branche est un artefact dû à la texture; elle est supprimée. C'est cette deuxième méthode que nous avons employée par la suite.

Les figures 14b, 16a et 17a donnent une illustration de la suppression des contours par cette méthode pour les images BRUIT1, IRM et MUSCLE. Les expériences réalisées sur ces images avec différentes distances (par exemple celles de Minkowski, Tanimoto, Chaudhuri, Chess-board ou City-block) montrent des résultats similaires. Les différences sur les contours conservés sont minimes, avec un léger avantage en termes de performance pour



a. Points proches du contour (distance inférieure à 2)



b. Croissance en « tache d'huile » (à partir des germes S_1 et S_2)

Figure 13. - Deux moyens pour collecter les deux ensembles de 10 voisins de part et d'autre du contour.

la distance euclidienne. De même, l'influence de la taille du voisinage N n'est pas significative sauf vis-à-vis des temps de calcul. En général, on prend $N = 10$ car il est souvent impossible de collecter un nombre plus important de points dans les petites régions.

4. fermeture de contour

Quelle que soit la méthode employée pour extraire les contours et supprimer les contours non significatifs (seuillage par hystérésis ou l'une des deux méthodes présentées au paragraphe 3), les contours sont rarement fermés. La méthode couramment utilisée pour fermer les contours est celle de Deriche et Cocquerez [8] et consiste à suivre les lignes de crête de la norme du gradient. Nous proposons d'employer un algorithme similaire d'exploration d'arbre mais avec une fonction de coût basée sur la distance entre textures de part et d'autre du contour.

L'algorithme de Deriche et Cocquerez élabore à partir de chaque extrémité de contour un 3-arbre dont la racine est l'extrémité. Chaque noeud de l'arbre est un pixel de l'image et a pour fils les trois voisins candidats à la prolongation du contour. Ces trois candidats sont déterminés selon la configuration des deux derniers pixels du contour (Cf. figure 15). La profondeur de l'arbre est fixée à deux ou trois pixels. Pour chaque chemin issu de la racine de l'arbre (l'extrémité du contour) jusqu'à une feuille, une fonction de coût est calculée; le fils de la racine (un des trois points de la figure 15) appartenant au meilleur chemin devient un pixel de contour. Le processus est itéré depuis cette nouvelle extrémité jusqu'à ce qu'un contour ou un nombre fixe d'itérations soit atteint.

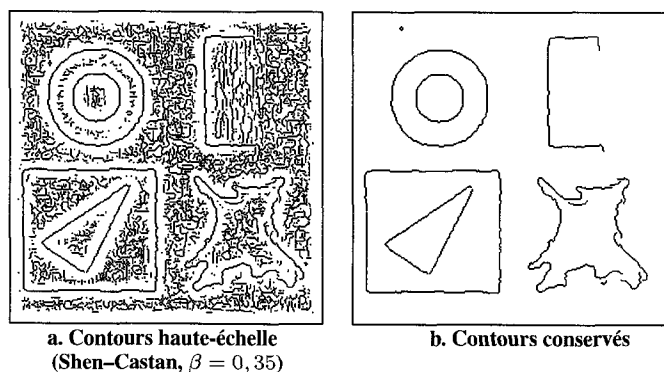


Figure 14. – Suppression de contours par calcul de distance entre textures (distance euclidienne, $N = 10$, $s = 60$) sur l'image BRUIT1.

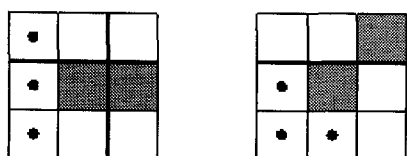


Figure 15. – Exemples de configurations de contour : les pixels gris représentent des pixels de contours, les ronds noirs représentent les 3 candidats.

La fonction de coût utilisé par Deriche et Cocquerez est la somme de la norme du gradient de tous les pixels appartenant au chemin. Elle peut être utilisée avec n'importe quel détecteur de contour qui calcule la norme du gradient. La fonction de coût que nous utilisons est la distance entre textures de part et d'autre de chaque chemin, et le contour est prolongé par le candidat appartenant au chemin ayant la distance la plus élevée.

Les figures 16b et 17b présentent les résultats de fermeture de contour pour les images IRM et MUSCLE.

On parvient par cette méthode à fermer ou du moins à prolonger un certain nombre de contours. On ne retombe pas sur les mêmes contours que les contours haute-échelle du départ. Et c'est bien l'avantage de la coopération entre des approches de types différents : on n'a gardé que les contours les plus pertinents, puis on les prolonge par une approche texturale afin de tirer le meilleur de chaque méthode.

5. conclusion

L'étude de la distribution spatiale des contours haute-échelle est particulièrement riche. Nous avons vu comment cette distribution est différente d'une texture à l'autre, et d'une zone bruitée ou

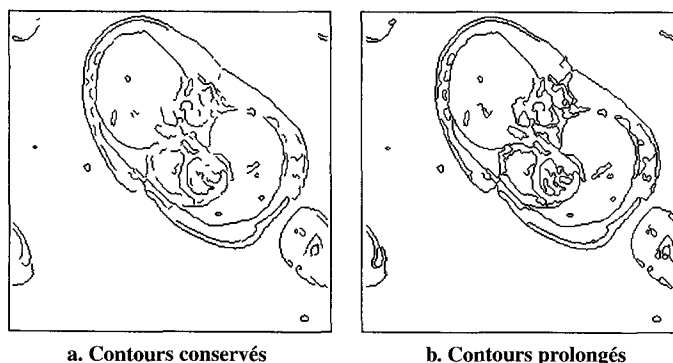


Figure 16. – Suppression de contours (distance euclidienne, $s = 50$) et fermeture de contours pour l'image IRM.

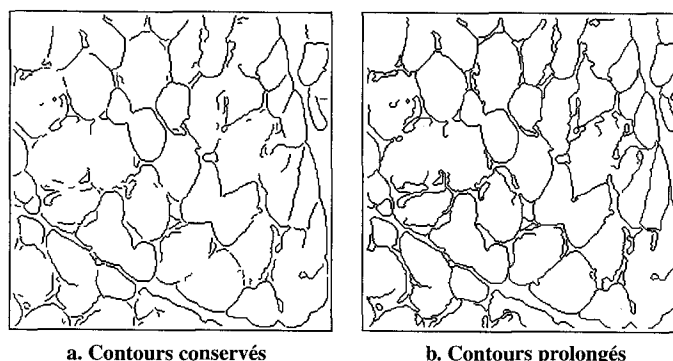


Figure 17. – Suppression de contours (distance euclidienne, $s = 100$) et fermeture de contours pour l'image MUSCLE.

texturée à une zone qui ne l'est pas. Des attributs numériques sont donnés pour caractériser ces différentes situations.

Les applications de l'étude des contours haute-échelle sont nombreuses; nous en avons développé certaines :

– extraction d'attributs.

Les attributs que nous avons présentés peuvent discriminer différentes textures ou bruits sans nécessiter de calculs complexes ou de fenêtres de grande taille comme dans les calculs statistiques par exemple. Ces attributs sont locaux puisque calculés sur chaque contour, voire sur chaque branche de contour et sur son voisinage immédiat. L'étude plus systématique de ces attributs reste à faire.

– localisation précise des contours détectés quel que soit le type de l'image (bruité, texturé, frontières d'amplitudes variables, etc).

L'avantage principal de l'utilisation d'un détecteur de contours haute-échelle réside dans le fait que les contours sont exactement localisés. Pour les images (ou les zones) avec peu de bruit et peu de texture, un détecteur de contours haute-échelle extrait précisément les frontières des objets. En présence de bruit ou de texture, il produit une sur-détection. L'extraction des transitions s'effectue comme un post-traitement qui consiste à éliminer les nombreux contours dus au bruit ou à la texture. Au lieu d'utiliser un seuillage global sur la norme du gradient, des seuillages locaux sont utilisés sur les attributs; nous avons vu qu'il peut s'agir d'une analyse sur la géométrie et la topologie des contours ou d'une comparaison entre textures de part et d'autre des contours. Le prolongement des transitions par maximisation de la distance entre textures peut être vu comme une coopération de méthodes.

– caractérisation des zones de l'image.

L'examen des attributs conduit à la création de cartes des zones texturées ou bruitées de l'image. L'utilisation des cartes comme masques pour l'application d'opérateurs différents (adaptés selon les zones) permet la coopération de plusieurs méthodes de segmentation.

Remerciements

D. Attali (TIMC, Grenoble) pour son logiciel sur le diagramme de Voronoï.

P. Zamperoni (TU Braunschweig, Allemagne) pour ses travaux sur les distances entre textures et la croissance en tache d'huile.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] D. Attali et A. Montanvert. «Semi-continuous skeletons for 2d et 3d shapes», *2nd International Workshop on Visual Form*, Capri (Italy) Plenum Press, New-York, 1994.
- [2] P. Brodatz. *Textures*, Dover Publications, New-York, 1966.
- [3] J. F. Canny. «A computational approach to edge detection», *IEEE Trans. on PAMI*, volume 8, pages 679-698, 1986.
- [4] K. Chehdi. «Identification de la nature du bruit pour un filtrage optimal», *XIV-ème Colloque GRETSI*, pages 547-550, Juan-Les-Pins (France), 1993.
- [5] J.-P. Cocquerez et S. Philipp, éditeurs. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Masson 1995.
- [6] M. Cord, F. Huet et S. Philipp. «Optimal adjusting of edge detectors to extract at best close contours», *SCIA '97*, Lappeenranta, Finlande, Juin 1996.
- [7] D. Demigny, F.G. Lorca et L. Kessal. «Evaluation of edge detectors performances with a discrete expression of Canny's criteria», *IEEE ICIP-95*, volume 2, pages 169-, Oct. 1995.
- [8] R. Deriche, J. P. Cocquerez et G. Almouzi. «An efficient method to build early image description», *9ème ICPR*, Rome (Italy) 1988.
- [9] R. Deriche. «Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector», *International Journal of Computer Vision*, volume 1, n°2, pages 167-187, 1987.
- [10] R. M. Haralick. «Statistical et structural approaches to texture», *Proc. IEEE*, volume 67, pages 786-804, 1979.
- [11] T. Kamle. *Implantation d'algorithmes de traitement de signaux bidimensionnels en flot de données sur Asics reconfigurables*, Thèse, Université Paris-Sud Orsay, 1994.
- [12] S. Philipp et P. Zamperoni. «Segmentation and contour closing of textured and non-textured images using distances between textures», *IEEE ICIP-96*, pages 125-128, 1996.
- [13] J. Serra. *Image analysis et Mathematical morphology*, Academic Press, London, 1982.
- [14] J. Shen et S. Castan. «An optimal linear operator for step edge detection», *CVGIP*, volume 54, pages 112-113, 1992.
- [15] C. Spinu, C. Garbay, et J. M. Chassery. «Une approche coopérative et adaptative pour la segmentation d'images», *XV-ème Colloque GRETSI*, volume 2, pages 609-612, Juan-Les-Pins (France), 1995.
- [16] P. Zamperoni. «Model-free texture segmentation based on distances between first-order statistics» *Digital Signal Processing* 5, pages 197-225 1995.

Manuscrit reçu le 5 décembre 1996.

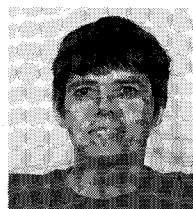
LES AUTEURS

Florence HUET



Florence Huet a effectué ses études supérieures en EEA à l'Université de Marne-La-Vallée. Après avoir obtenu un DEA Traitement de l'Image et du Signal à l'ENSEA-Université de Cergy Pontoise en 1995, elle effectue au sein d'ETIS sa thèse de doctorat portant sur la fusion de données pour la segmentation et l'interprétation d'images aériennes.

Sylvie PHILIPP



Sylvie Philipp a enseigné les mathématiques dans le secondaire de 1977 à 1984, après un CAPES et une maîtrise de Mathématiques. Elle a obtenu son doctorat de l'Université P. et M. Curie en 1988, avec une thèse effectuée à EDF portant sur l'analyse de texture appliquée aux radiographies. Elle est professeur à l'ENSEA à Cergy et enseigne également dans le DEA Traitement des Images et du Signal de Cergy.

Sa recherche s'effectue dans l'Equipe Traitement des Images et du Signal et porte sur les traitements bas-niveau (segmentation, texture), sur l'interprétation des images (aériennes notamment) et les systèmes de vision.