

**SEGMENTATION D'IMAGES :
APPROCHES GEOMETRIQUES et RUPTURE de MODELES****J.M. CHASSERY**Equipe de Reconnaissance des Formes et de Microscopie Quantitative
Lab. TIM3 / IMAG USR B-690 - Université Joseph Fourier
Cerno BP 53X 38041 Grenoble Cedex - France**RÉSUMÉ**

En segmentation d'images la notion de modèle est largement illustrée par les méthodes de partitionnement hiérarchique en croissance de régions. Dans le cas de l'approche frontière, celle-ci est identifiée par un modèle déformable appelé contour actif. Ces modèles évoluent dans un environnement itératif dont la difficulté majeure est le contrôle de la convergence. Pour cela, une fonction d'énergie est introduite qui identifie la réaction de l'information portée par l'image sur le modèle. Ce papier illustre un exemple de modèle frontière (bulle) et un exemple de modèle région par contrôle de forme. La rupture de la validité du modèle est dans chacun des cas associée à la phase de convergence.

ABSTRACT

Model based image segmentation is widely illustrated in region growing and split and merge approaches. In case of boundary approach, contour is identified to an elastic curve currently named snake. Such models are implemented in iterative processus for which the main difficulty consists in the control of convergence step. To do that, an energy function identifies the interaction between image information and model evolution. This paper illustrates an example of contour model called bubble and a region model based on convexity control. The validation of rupture is associated to the search of discontinuity in the model evolution.

Ce travail s'intègre dans le cadre du projet segmentation de l'action Images du GDR 134 TDSI.

-I- INTRODUCTION

La segmentation d'une image est couramment associée aux phases de détection et de mise en correspondance. La détection repose sur le concept d'indices visuels tel que les frontières et les zones de texture homogène qualifiées de régions. La mise en correspondance exploite des informations de type continuité ou régularité pour les frontières et des informations de type adjacence, homogénéité et similarité pour les régions. Pour les frontières, les recherches les plus récentes en détection ont permis de développer des opérateurs optimaux au sens robustesse et localisation [DER 87a, SCH 86]. Pour les régions, les procédés de classification déterministe ou stochastique sont parmi les plus utilisés avec notamment l'ouverture sur les modèles markoviens [DER 87b, KAR 90].

La phase de mise en correspondance des frontières exploite des informations d'ordre géométrique et topographique permettant de réaliser des modèles de fermeture de contours [COC 87]. Quant aux régions, l'exploitation d'une représentation en graphe d'adjacence permet de réaliser des associations de régions en concepts de plus haut niveau appelés objets.

Il est important de noter que dans ce schéma "détection et mise en correspondance", l'image initiale est très souvent sous-exploitée après la phase de détection en ce sens que la phase de mise en correspondance ne bénéficie que rarement de retours à l'information initiale. Afin de pallier à ce manque d'exploitation de l'image, différentes approches de segmentation ont été développées durant les dix dernières années. On peut citer la coopération de processus de détection [PAV 90], la coopération de processus détection et mise en correspondance [VIN 91], l'exploitation du multi-sources

comme la stéréo ou le mouvement [HEI 90] et l'utilisation de la représentation multi-échelle [BAR 91].

-II- SEGMENTATION et MODELES

C'est dans l'esprit d'une segmentation proche de l'image initiale (en quelque sorte conduite par l'image) que se situent les méthodes à rupture de modèles. Une caractérisation de la segmentation par rupture de modèles repose sur l'exploitation d'un modèle de représentation (frontière ou région) dans un environnement itératif sous la contrainte d'une évolution en étroite coopération avec l'information extraite de l'image initiale. Partant d'une description simplifiée du modèle auquel on attache un certain nombre de caractéristiques, ce modèle s'adapte à l'information image sous contrôle d'une fonction d'énergie au cours des itérations. L'adaptabilité du modèle est réalisée selon un processus itératif pour lequel le problème majeur est de valider la condition de convergence. Or, sur ce point, il est souvent difficile de formuler un critère de convergence si ce n'est que de constater un ralentissement de la vitesse d'évolution du modèle parfois suivi par un phénomène de divergence "explosive" qui permet de supposer un passage à proximité de la solution.

Par la suite nous nous intéresserons à détailler les modèles et leur critère de rupture en séparant les modèles de type frontière des modèles de type région.

-III- MODELES DE TYPE FRONTIERE

Les modèles de type frontière sont illustrés par les modèles déformables dont l'exemple courant est le modèle du contour actif également connu sous le terme de snake.



Le snake repose sur deux propriétés fondamentales: l'élasticité et une fonction d'énergie contrôlant son évolution.

-III.1- Modèle du contour actif ou "snake"

Sur le point de l'élasticité, les travaux de Burr [BUR 81] ont initialisé le concept de déformation d'une ligne polygonale. Des travaux ont par la suite utilisé la représentation à l'aide de fonctions splines ou courbes de Bézier pour modéliser la déformation d'un contour sous contraintes de rigidité et de régularité [LEI 90].

Sur le point de la fonction d'énergie, les travaux de Kass [KAS 87] ont fourni un mode de représentation formulé comme suit :

$$E = E_{\text{int}} + \lambda E_{\text{ext}} \text{ avec } E_{\text{int}} = \int_C \alpha |v'(t)|^2 + \beta |v''(t)|^2 dt$$

où α est un coefficient de pondération de l'élasticité représentée par v' où v identifie le point courant de la courbe C donnée par sa représentation curviligne $(x(t), y(t))$. Le coefficient β est une pondération de la raideur représentée par v'' .

Le second terme de la fonction d'énergie est donné par :

$$E_{\text{ext}} = \int_C -|\nabla I(v(t))| dt$$

où $\nabla I(v(t))$ représente la valeur du gradient local calculé sur l'image initiale au niveau de la frontière.

Au cours des itérations on évalue $E = E_{\text{int}} + \lambda E_{\text{ext}}$ où λ est un paramètre de pondération entre les deux modes d'énergie.

Dans le cadre précis de suivi de frontières, des travaux ont été réalisés se fondant sur une représentation locale des éléments de contour permettant de mieux contrôler l'adéquation du snake avec le contour réel [VAN 90]. Une autre implémentation a été réalisée pour le suivi de vaisseaux définissant un modèle de snake de forme "tubulaire" [BES 89]. Ce modèle intègre des contraintes de propagation par le biais du calcul du gradient, de façon à s'adapter à la recherche de structures vasculaires.

Utilisant les modèles élastiques à base de courbes de Bézier, une approche globale appliquée à la segmentation de vertèbres a été réalisée [LEI 90]. La raideur est donnée par les caractéristiques de régularité des frontières de Bézier et l'élasticité est associée au nombre de points d'appui sur le contour.

C'est dans ce cadre d'approche que nous proposons un modèle de segmentation fondé sur la déformation d'un contour fermé représenté par une ligne polygonale. Ce modèle est identifié comme modèle de la bulle.

-III.2- Modèle de la bulle

Le principe de cette méthode consiste à générer une suite de contours déformés selon un critère de mesure d'énergie locale. La suite est générée de manière à ce que le contour épouse au mieux l'information image. A chaque étape la mesure de la fonction d'énergie indique la force de rétention de l'image sur le contour et un contrôle de l'évolution de cette fonction d'énergie informe sur la présence d'un minimum correspondant à l'étape optimale de correspondance entre le contour et l'image à segmenter. La poursuite de l'extension de la bulle au delà de ce pic d'énergie correspond à une rupture du modèle de contour et se matérialise par un éclatement de la bulle.

Sur le plan de la représentation de la bulle, le contour est associé à un polygone donné par ses sommets P_i . Chaque sommet est identifié par ses coordonnées (x, y) .

Au cours des itérations, chaque sommet P_i a la possibilité d'évoluer vers une nouvelle position située à une distance fixe de l'ancienne position et selon une direction orthogonale à la direction donnée par le coté $P_{i-1} P_{i+1}$ (cf figure 1).

A chaque sommet on associe d'une part un paramètre de mesure de distance au sommet précédent et au sommet suivant et d'autre part une mesure de courbure locale.

Sur le plan de l'énergie, la fonction d'énergie E_{int} est associée à la courbure et la fonction d'énergie E_{ext} est associée pour chaque sommet à la mesure de gradient entre la valeur image au sommet considéré et les valeurs image des points situés dans une fenêtre d'interaction (cf figure 1).

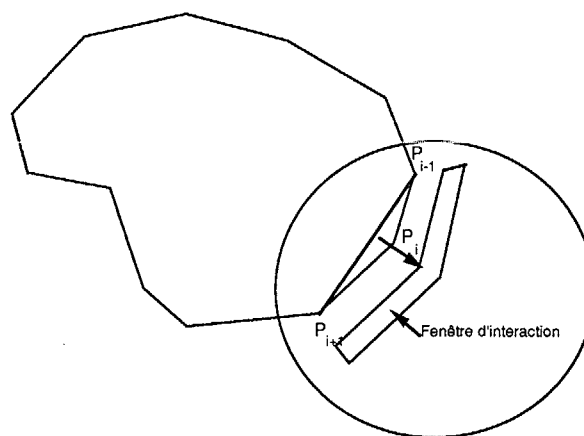


Figure 1: représentation polygonale du modèle et de l'évolution du sommet courant P_i .

La mesure de gradient est évaluée de différentes façons permettant d'adapter le modèle au type de frontières présentes dans l'image. Ainsi, on peut avoir des frontières de type porte ou des frontières de type saut d'intensité selon un contraste plus ou moins prononcé. La valeur globale d'énergie en chaque point intègre les deux mesures précédentes pondérées par le paramètre λ qui précise l'importance donnée à la courbure vis-à-vis de l'importance donnée à l'information gradient image.

La phase d'initialisation s'effectue par un positionnement manuel d'un cercle à l'intérieur de la région à segmenter. Ensuite le passage d'un itéré au suivant consiste à faire rechercher le sommet d'énergie minimale et à le faire évoluer vers sa nouvelle position (cf figure 1). Le nouveau positionnement de ce sommet peut donner naissance à un nouveau sommet du contour, si la distance inter-sommets est supérieure à un seuil préfixé. A chaque étape on évalue la valeur de la fonction d'énergie. Cette fonction d'énergie évolue selon trois configurations possibles : libre croissance de la bulle, présence locale d'une rétention de l'image donnant lieu à une extension contrainte de la bulle, éclatement de la bulle. Ces différentes configurations sont illustrées en figure 2 permettant de comprendre l'allure de la fonction d'énergie. L'extremum global de cette fonction d'énergie correspond à la position où le modèle présente une rupture interprétée comme éclatement. Le contour retenu comme masque de segmentation est associé à la ligne polygonale à cette étape.

On présente en figure 3 un exemple illustrant les différentes étapes d'itérations ainsi que la représentation de la courbe d'énergie. Le résultat de segmentation est donné en figure 4.

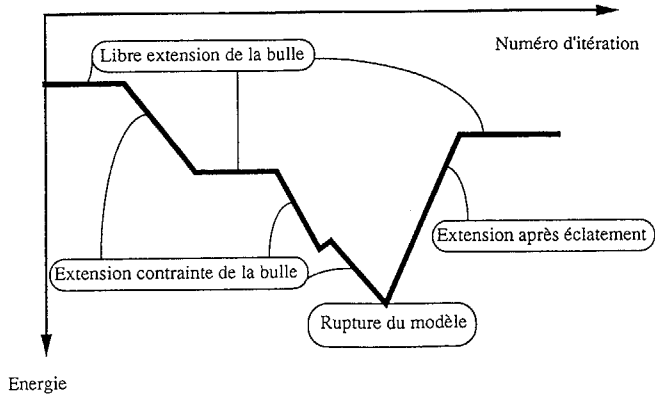


Figure 2 : Schéma d'illustration de l'évolution de la fonction d'énergie au cours des itérations.

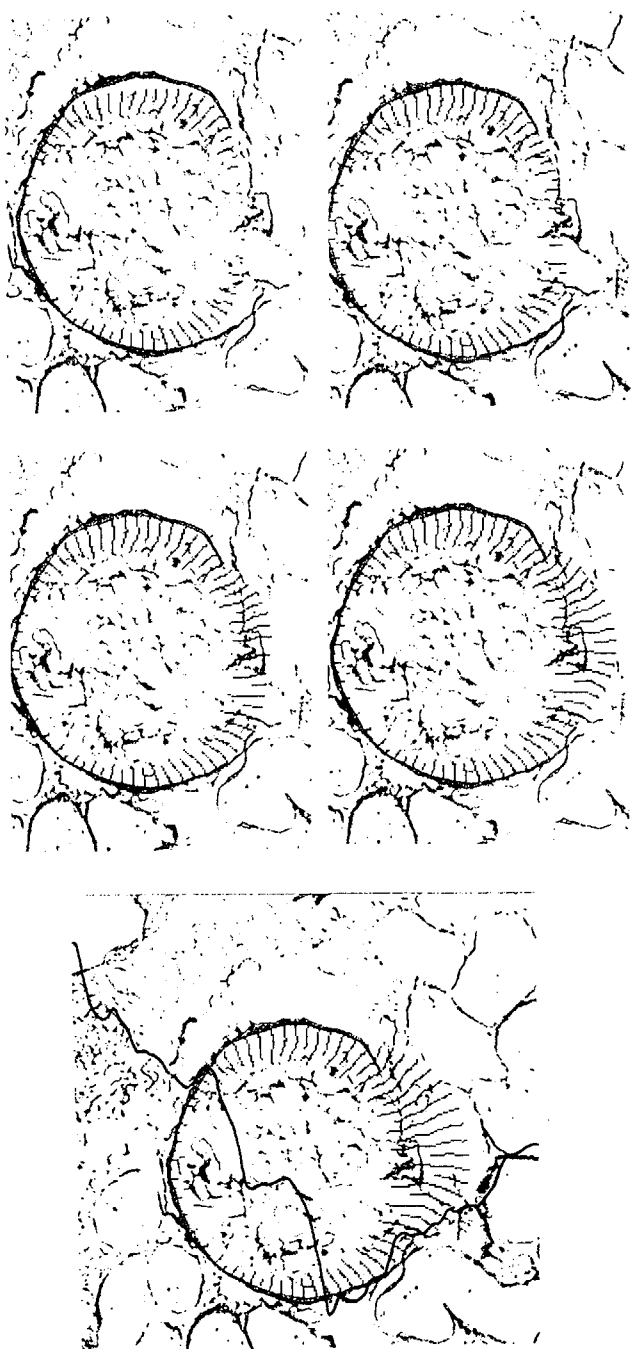


Figure 3 : Evolution de la bulle et représentation de la fonction d'énergie.



Figure 4 : Résultat de segmentation correspondant à l'étape identifiée par le pic d'énergie.

Au niveau des paramètres disponibles, on intervient sur le paramètre de vitesse de propagation, le paramètre de raideur et le paramètre d'élasticité. Adapter ces paramètres relève d'une expertise en ce sens que l'utilisateur doit posséder des informations a priori sur le type d'objets qu'il veut segmenter. Les informations sont de nature régularité du contour et visibilité des frontières (contraste) ainsi que leur nature (épaisseur).

En figure 5, on présente un exemple de résultat illustrant la méthode avec un paramètre d'élasticité très faible permettant d'avoir une bulle très déformable.



(a)



(b)

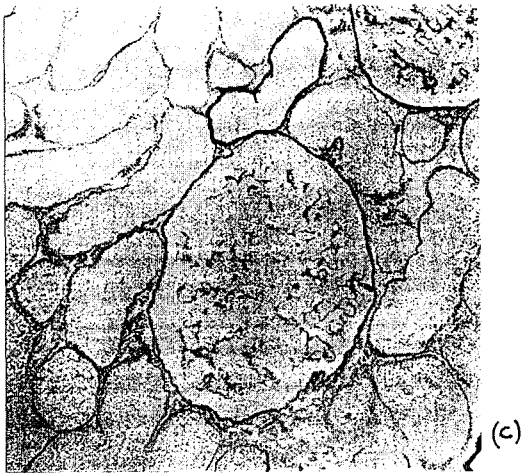


Figure 5 : Evolution de la bulle (b) et résultat de segmentation (c) sur une forme "complexe"(a).

-IV- MODELES DE TYPE REGION

Les méthodes itératives ont largement été étudiées en segmentation région et sont connues sous le terme de Croissance de Régions ou Division et Fusion. Ces méthodes s'initialisent sur une représentation par régions élémentaires de type quadrees ou partition de Voronoï ou Delaunay. Le regroupement des régions s'effectue par exploitation du graphe d'adjacence des régions entre elles sur des critères de similarité [GAG 86, CHA 91]. La convergence est obtenue à la stabilisation du regroupement.

Si on dispose d'informations *a priori* sur la forme globale de l'objet à segmenter, comme la notion de forme convexe, on peut envisager de réaliser une méthode par croissance de région où à chaque itération on contrôle la forme de l'itéré par rapport à la forme attendue (forme convexe) [CHA 84]. La croissance est réalisée par sélection de régions adjacentes et semblables en couleur vis-à-vis de l'itéré courant. Le processus se poursuit tout en contrôlant à chaque étape la validité du critère de convexité. Plus précisément, on contrôle la vitesse avec laquelle l'itéré s'approche du modèle idéal. La convergence est alors assurée par constatation d'une rupture de cette vitesse, en ce sens que dès le dépassement de la solution, le processus agrège des points en dehors de l'objet idéal et ceci se traduit par une brusque augmentation de la différence entre l'itéré et son enveloppe convexe (cf figure 6).

Une seconde approche consiste à travailler sur une représentation squelette de la région, et à appliquer au squelette un mode de déformation [LEY 89]. La région déformée est alors obtenue par application de l'algorithme de reconstruction à partir du squelette [ROL 89].

-V- CONCLUSION

L'intégration de modèles peut être réalisée à différents niveaux : l'objet ou l'image. Pour un objet, le modèle est essentiellement de type frontière et ce sont les modèles déformables qui sont le plus souvent implémentés. Les modèles de type région présentent l'intérêt de bénéficier de structures souples comme les graphes et de plus en plus les travaux réalisés en morphologie mathématique sur les graphes doivent fournir une ouverture sur l'exploitation du mode région dans un environnement de croissance avec déformation [VIN 89].



Figure 6 : Illustration du modèle de croissance région avec contrôle de convexité. La première ligne représente l'évolution de la région et la seconde ligne l'enveloppe convexe associée. La rupture est constatée à la dernière étape par éclatement de l'enveloppe convexe.

REFERENCES

- [BAR 91] Barlaud M., Gaidon T., Mathieu P., Feauveau J.C. Edge detection using biorthogonal wavelets, ICASSP 1991.
- [BES 89] Besson G. Vascular segmentation using "snake" transforms and region growing, SPIE, 1092, Medical Imaging III: Image proc., pp 429-435, 1989.
- [BUR 81] Burr D.J. Elastik matching of line drawings, IEEE trans on PAMI, 3,6, pp 708-713, 1981.
- [CHA 84] Chassery J.M., GARBAY C. An iterative segmentation method based on a contextual color and shape criterion IEEE Trans on PAMI, 6, 6, pp 794-800, 1984.
- [CHA 91] Chassery J.M., Melkemi M. Diagramme de Voronoï appliqué à la segmentation d'images et à la détection d'évènements en imagerie multi-sources, Traitement du Signal, accepté, 1991.
- [COC 87] Cocqueret J.P., Deriche, R. Extraction de composantes connexes basée sur une détection optimale de contours, Colloque Image, MARI'87, Paris, 1987.
- [DER 87a] Deriche, R. Optimal edge detection using recursive filtering, Int. Journal of Computer Vision, 1987.
- [DER 87b] Derin H., Elliott H. Modeling and segmentation of noisy and textured images using gibbs random fields, IEEE Trans on PAMI, 9, 1, pp 39-55, 1987.
- [GAG 86] Gagalowicz A., Monga O. A new approach to image segmentation, 8th ICPR Paris, pp 265-267, 1986.
- [HEI 90] Heitz f., Bouthemy P. Multimodal motion estimation and segmentation using markov random fields, 10th ICPR, 1, pp378-383, Atlantic City, 1990.
- [KAR 90] Karssemeijer N. A relaxation method for image segmentation using spatially dependant stochastic model, Pattern Recognition Letters, 11,1, pp 13-23, 1990.
- [KAS 87] Kass M., Wilkin A., Terzopoulos A. Snakes: active contour models, Proc. IEEE ICCV, pp 259-268, Londres, 1987.
- [LEI 90] Leitner F., Marque I., Lavalée S., Cinquin P. Dynamic segmentation : finding the edge with spline snakes, Int. Conf. on Curves and Surfaces, Chamonix, Academic Press, 1991.
- [LEY 89] Leymarie F., Levine M.D. Snakes and skeletons Technical Report Mac Gill University, TR-CIM-89-3, pp 29, 1989.
- [PAV 90] Pavlidis T., Liow Y.T. Integrating region growing and edge detection, IEEE Trans on PAMI, 12,3, pp 225-233, 1990.
- [ROL 89] Rolland F., Montanvert A., Chassery J.M. Reconstruction de volumes à partir de coupes sériées par inférence de graphes, PIXIM'89, pp 512-525, Paris 1989.
- [SCH 86] Schen J., Castan S., An optimal linear operator for edge detection, Conf. Vision and Pattern Recognition, IEEE, 1986.
- [VAN 90] Van Aeken F., Demazeau Y. Processing elastic patterns the massively parallel way, IAPR Workshop on Machine Vision Applications, MVA'90 Tokyo, pp 409-412, Nov 1990.
- [VIN 89] Vincent L. Graphs and mathematical morphology Signal Processing, 16, 4, pp 365-388, 1989.
- [VIN 91] Vinet L. Segmentation et mise en correspondance de régions de paires d'images stéréoscopiques, Thèse Paris IX Dauphine, 1991.