

Segmentation d’objets non connexes par contour actif polygonal

Siwei LIU, Frédéric GALLAND, Nicolas BERTAUX

Aix Marseille Université, CNRS, Centrale Marseille, Institut Fresnel, UMR 7249, 13013 Marseille, France
siwei.liu@fresnel.fr, frederic.galland@fresnel.fr, nicolas.beraux@fresnel.fr

Résumé – Malgré les nombreux avantages des techniques de segmentation par contour actif polygonal (très faible temps de calcul, aucun paramètre à régler dans le critère à optimiser, modélisation non-paramétrique des fluctuations des niveaux de gris), les stratégies d’optimisation mises en œuvre ne permettent pas de gérer des changements de topologie lors de la convergence du contour, ce qui pose problème dans le cas notamment de la segmentation d’un objet non connexe. Afin de dépasser cette limitation, plutôt que de complexifier fortement les stratégies d’optimisation des contours actifs polygonaux, nous montrons qu’il est possible de coupler une stratégie d’optimisation standard avec une étape de post-traitement automatique et rapide fondée sur une analyse des propriétés géométriques du contour polygonal. L’approche proposée permet la segmentation d’objets non connexes sans nécessiter l’ajout de connaissance a priori sur la topologie de ces objets, et en conservant des temps de calculs réduits.

Abstract – Despite the fact that polygonal active contour has several advantages in image segmentation (reduced computation time, no parameter to be adjusted in the optimization criterion, nonparametric modeling of the grayscale fluctuations), its optimization strategies can not manage topological changes during the convergence of the contour, particularly when segmenting disconnected objects. In order to overcome this limitation, rather than complicating the optimization strategies of the polygonal active contour, it has been shown that standard optimization strategies can be combined with a post-processing step based on the analysis of geometric properties of the polygonal contour. The proposed approach allows the segmentation of disconnected objects without any a priori knowledge of the objects’ topology and still maintains reduced computation time.

1 Introduction

La segmentation d’image est un problème difficile et de nombreuses questions restent ouvertes, notamment dans le cas d’images fortement bruitées. C’est le cas également pour une utilisation dans des systèmes embarqués où il est nécessaire de disposer de techniques non supervisées et extrêmement rapides, de façon à pouvoir prendre des décisions en temps réel sans nécessiter l’intervention d’un opérateur humain.

Nous avons récemment montré que l’utilisation de contours actifs statistiques polygonaux fondés sur la minimisation de la complexité stochastique (Minimum Description Length principle) permettait de répondre à un certain nombre de ces contraintes [1, 2]. Dans le cas où l’on ne cherche pas à estimer le nombre de régions mais simplement à décomposer l’image en deux régions homogènes, il est ainsi possible d’aboutir à une technique ultra-rapide [3] (typiquement moins de 20 ms sur une image 256×256 pixels) qui ne nécessite ni paramètre à régler dans le critère à optimiser ni connaissance a priori sur les fluctuations des niveaux de gris [4]. Cependant, contrairement aux approches de type *level set* [5, 6], une des principales limitations des approches par contours actifs polygonaux est

liée à leur difficulté de gérer les changements de topologie. Plus précisément, les stratégies standard d’optimisation, qui consistent à déformer progressivement un contour fermé de façon à minimiser un critère (dans notre cas la complexité stochastique de l’image), n’autorisent pas de changement de la topologie du contour au cours de la convergence et peuvent donc uniquement segmenter l’image en deux régions, la région simplement connexe intérieure au contour et la région extérieure. Dans le cas où l’objet à segmenter n’est pas simplement connexe (par exemple, lorsque l’objet est séparé en plusieurs morceaux), ce type d’approche n’est donc plus adapté.

Différentes solutions ont été proposées dans la littérature pour résoudre ce problème. Grâce à une modélisation implicite des contours, les approches de type *level set* peuvent gérer naturellement des changements de topologie au cours de la convergence [5, 6], mais leurs temps de calcul restent élevés tout en imposant une description non paramétrique du contour. D’autres solutions intéressantes consistent à complexifier la stratégie d’optimisation afin de pouvoir tester des changements de topologies au cours de la convergence [2, 7, 8, 9, 10]. Cependant à cause de l’augmentation de la dimension de l’espace de recherche de la solution, ces approches conduisent à une forte aug-

mentation des temps de calcul et de la complexité algorithmique.

Cependant, même si la stratégie d’optimisation standard des contours actifs polygonaux n’est a priori pas adaptée à la segmentation d’un objet non simplement connexe, la question se pose de savoir quel résultat sera obtenu si l’on essaie de segmenter par exemple l’image de la figure 1.a (qui contient trois objets distincts) à partir d’un contour unique (voir contour blanc sur la figure 1.a). Comme on peut le voir sur la figure 1.c, le contour final permet non pas de segmenter un seul des objets simplement connexes, mais l’ensemble des objets comme une seule région, chacun de ces objets étant relié par une zone filamentaire. Ces zones filamenteuses ont été générées au cours de la convergence afin de permettre de regrouper à l’intérieur du contour l’ensemble des pixels des objets présents dans l’image, tout en minimisant le nombre de pixels du fond classés à l’intérieur du contour¹.

Au vu de ce résultat, plutôt que de chercher à complexifier la stratégie d’optimisation pour pouvoir tester des modifications de topologie au cours de la convergence, nous proposons de mettre en place un post-traitement à l’issue d’une étape de convergence standard. L’idée de ce post-traitement est de détecter et supprimer les zones filamenteuses en analysant les propriétés géométriques du contour polygonal, permettant ainsi de décomposer le contour global en plusieurs contours distincts, et ainsi de déterminer la structure topologique de l’image. Pour respecter les contraintes fixées, ce post-traitement devra donc être entièrement automatique, rapide et être capable de différencier un objet très fin (par exemple une route sur une image satellitaire) qui doit être conservé en tant qu’objet d’intérêt, d’une zone filamentaire inutile qui doit donc être supprimée. Dans cet article, après avoir présenté les enjeux et la solution envisagée dans cette partie introductive, nous détaillerons l’approche choisie dans la partie 2 que nous illustrerons ensuite dans la partie 3 sur une image réelle et synthétique.

2 Modification de la topologie par analyse des propriétés géométriques du contour

L’approche proposée consiste à déterminer automatiquement à partir d’une analyse des propriétés géométriques du contour polygonal obtenu à l’issue de l’étape d’optimisation, les modifications topologiques à effectuer sur le résultat de segmentation.

Pour cela, la première étape de ce post-traitement consiste à détecter les nœuds du contour polygonal susceptibles d’appartenir à une zone filamentaire, i.e. une zone

¹. Soulignons que dans la mesure où l’on interdit au cours de la convergence que deux segments se croisent ou soient confondus, l’aire de ces zones filamenteuses est généralement non nulle.

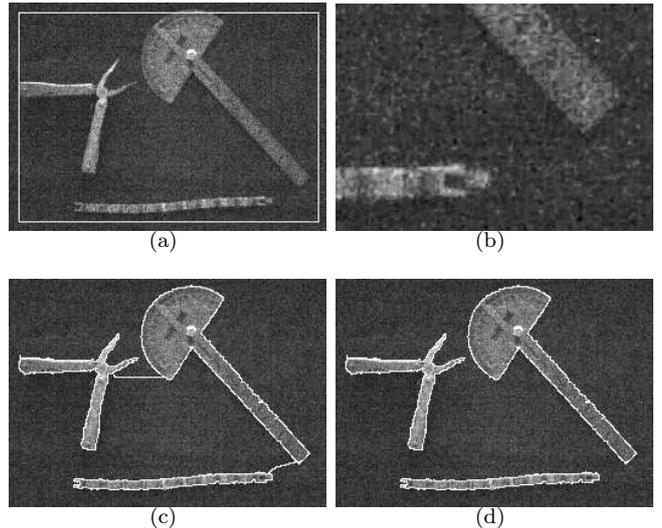


FIGURE 1 – Image réelle (386×533 pixels). (a) Initialisation. (b) Zoom sur un coin d’image. (c) Première étape de convergence. (d) Modification de la topologie.

où deux portions distinctes du contour ont des segments qui sont quasiment superposés. Si les K nœuds du contour polygonal sont numérotés de 1 à K lorsque l’on parcourt le contour dans le sens trigonométrique, le nœud numéro n sera détecté comme appartenant potentiellement à une zone filamentaire (qui sera noté $n \in ZF_{pot}$) si un déplacement de 1 pixel de ce nœud engendre un croisement du contour. Plus précisément, en notant $Cr(n, k)$ la fonction qui renvoie 1 si après déplacement du nœud n sur un de ces 8 pixels voisins, le segment $[n-1, n]$ ou $[n, n+1]$ intersecte le segment $[k, k+1]$, et qui renvoie 0 sinon, nous obtenons :

$$n \in ZF_{pot} \iff \exists k \in [1, K] \text{ avec } k \neq n \text{ et } k \neq n-1, \\ \text{tel que } Cr(n, k) = 1$$

A partir de cette liste de nœuds $\{n \in ZF_{pot}\}$, il est possible de définir des tronçons, i.e. une liste d’au moins 2 nœuds consécutifs (de façon à être composé d’au moins un segment) appartenant à une zone filamentaire potentielle.

Si l’on enlève directement de la liste des nœuds du contour l’ensemble de ces tronçons, on obtient alors plusieurs listes de nœuds disjointes qui ne permettent plus de définir des régions. En effet, ces listes n’étant pas chaînées, elles ne définissent donc pas des contours polygonaux fermés. Une zone filamentaire étant constituée d’au moins 2 tronçons (un de chaque côté de la zone filamentaire), il est nécessaire de déterminer la liste des tronçons appartenant à une même zone filamentaire et l’ordre dans lequel ces tronçons doivent être chaînés. Si la réponse est triviale lorsque le contour ne contient que 2 tronçons, dès lors qu’une zone filamentaire est constituée de 3 tronçons T_1 , T_2 et T_3 , la question est de savoir si la zone filamentaire est la région $T_1 \cup T_2 \cup T_3$ ou la région $T_1 \cup T_3 \cup T_2$.

Plutôt que de rechercher parmi l’ensemble des zones filamenteuses qui peuvent être constituées à partir de N

tronçons ($N \geq 2$), une approche locale, indépendante du type de zone filamentaire, a été mise en œuvre. Cette approche consiste à appairier chaque nœuds n^f de fin de tronçon avec un nœud n^d de début de tronçon, de façon à avoir $Cr(n^f, n^d) = 1$ (i.e. pour être 2 tronçons successifs dans une zone filamentaire, la fin d'un tronçon et le début du tronçon suivant doivent être très proche). Si l'on note $T_1 = T[n_1^d, n_1^f]$ et $T_2 = T[n_2^d, n_2^f]$ deux tronçons qui ont été appariés (i.e. tels que $Cr(n_1^f, n_2^d) = 1$) où l'on a noté $T[n_a, n_b]$ le tronçon allant du nœud n_a au nœud n_b , relier les deux nœuds n_1^f et n_2^d permet ainsi de découper le contour polygonal $(1, \dots, n_1^d, \dots, n_1^f, \dots, n_2^d, \dots, n_2^f, \dots, K)$ en 2 sous-contours fermés $(1, \dots, n_1^d, \dots, n_1^f, n_2^d, \dots, n_2^f, \dots, K)$ et (n_1^f, \dots, n_2^d) . L'image est ainsi décrite non plus avec une région simplement connexe sur un fond, mais avec une union de 2 régions simplement connexes sur un fond.

Il arrive cependant que les nœuds de début ou de fin de tronçon sélectionnés ne puissent pas être appariés. Dans ce cas, deux tronçons $T_1 = T[n_1, n_1 + l_1]$ et $T_2 = T[n_2, n_2 + l_2]$ qui auraient du être appariés, peuvent ne plus satisfaire $Cr(n_1 + l_1, n_2) = 1$ (et ne seront donc pas appariés). Ainsi, plutôt que de chercher à appairier uniquement une fin à un début de tronçon, il est préférable de regarder si $\exists(k_1, k_2) \in [0, l_1 - 1] \times [0, l_2 - 1]$ tel que $Cr(n_1 + l_1 - k_1, n_2 + k_2) = 1$ (i.e. on regarde également l'appariement des nœuds avant la fin du tronçon T_1 avec un nœud après le début du tronçon T_2). Au cas où il existe un tel couple (k_1, k_2) , T_1 et T_2 sont donc 2 tronçons consécutifs d'une zone filamentaire potentielle, les nœuds $(n_1 + l_1 - k_1)$ et $(n_2 + k_2)$ constituant donc une fin et un début de tronçon qui vont pouvoir être reliés².

Une fois déterminé l'ensemble des appariements entre tronçons, le contour initial aura été découpé en R sous-contours, chacun délimitant une région simplement connexe. (la segmentation finale étant ainsi composée d'une union de régions simplement connexes). Cependant, parmi ces R contours, un certain nombre délimitent simplement les zones filamenteuses contenues dans la segmentation initiale : la dernière étape du post-traitement consiste donc à supprimer ces régions.

Afin de détecter simplement ces régions filamenteuses, mais sans les confondre avec des régions correspondant à des objets filiformes, remarquons qu'un objet filiforme de longueur L a au moins une épaisseur de 1 pixel (contrairement aux zones filamenteuses), et donc une aire $\mathcal{A} \geq L$ pixels pour un périmètre $\mathcal{P} \approx 2L$ pixels, i.e. $\mathcal{A}/\mathcal{P} \geq 1/2$. Parmi les R contours obtenus, tous les contours tels que $\mathcal{A}/\mathcal{P} < 1/2$ seront considérés comme des zones filamen-

taires. Le résultat de segmentation final est alors obtenu en supprimant parmi ces R contours, ceux correspondant à des régions filamenteuses.

3 Résultats

Illustrons maintenant cette approche sur plusieurs images. Tout d'abord, appliqué au résultat de segmentation de la fig. 1.c, l'étape de post-traitement (fig. 1.d) a supprimé les différentes zones filamenteuses, permettant ainsi non seulement de retrouver précisément les contours des 3 objets dans l'image, mais également de déterminer la topologie associée. De plus, le temps de calcul requis pour obtenir le premier résultat de segmentation de la fig. 1.c est de 20 millisecondes sur un PC standard (intel i5-3470s) et de seulement 6 millisecondes pour l'étape de post-traitement, soit un total de 26 millisecondes.

Cette approche en deux étapes permet maintenant d'envisager d'autres stratégies d'optimisation. En effet, jusqu'à présent le choix d'un contour initial rectangulaire était principalement adapté pour la segmentation d'un objet simplement connexe unique. Maintenant qu'il devient possible de gérer des changements de topologie lors de l'étape de post-traitement, de nouveaux choix de contours initiaux peuvent s'avérer judicieux. A titre d'exemple, nous avons segmenté l'image de la fig. 2.b (350×600 pixels, générée en bruitant l'image de la fig 2.a avec un bruit gaussien de moyenne 0.7 et d'écart-type 0.5 sur le fond et un bruit Bernoulli prenant les valeurs 0 ou 1 avec une probabilité 0.5 sur les objets) avec un contour initial inspiré des initialisations multi-germes fréquemment utilisé dans le cas des level set [6] et affiché sur la fig. 2.c. Le résultat obtenu à l'issue de la première étape de convergence est affiché sur la fig. 2.d : tous les objets ont bien été segmentés, mais le résultat final comporte un très grand nombre de zones filamenteuses. Après l'étape de post-traitement, l'ensemble des zones filamenteuses ont bien été supprimées, permettant ainsi de segmenter plusieurs objets disjoints pouvant comporter des trous et ayant des contours plus ou moins réguliers. Soulignons de plus que si l'objet en haut à droite a la topologie d'une lettre O, celui du milieu a la topologie d'une lettre C : bien que les deux branches de ce C soient très proches l'une de l'autre, l'approche proposée a bien permis d'estimer correctement les contours et la topologie de ces deux régions. Les temps de calculs obtenus sur cette image sont de 159 millisecondes pour la première étape de convergence et de 60 millisecondes pour l'étape de post-traitement, soit un total de 219 millisecondes.

4 Conclusion

Dans ce papier, nous avons développé une nouvelle approche permettant de segmenter des objets non simple-

2. S'il existe plusieurs couples (k_1, k_2) possibles, nous sélectionnons le couple ayant la plus petite valeur de k_1 et s'il y a encore ambiguïté, la plus petite valeur de k_2 (de façon à être le plus proche possible de la fin du tronçon T_1 et du début du tronçon T_2).

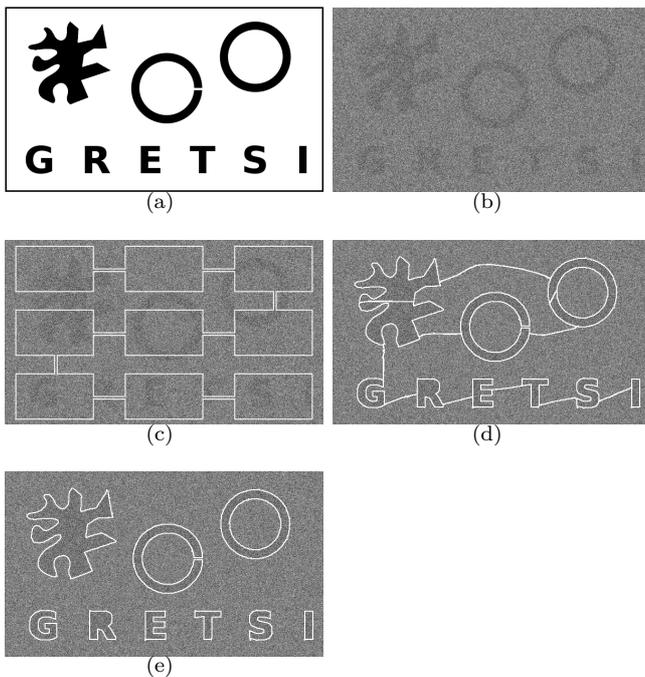


FIGURE 2 – Image synthétique (350×600 pixels). (a) Vérité terrain. (b) Image bruitée. (c) Initialisation. (d) Première étape de convergence. (e) Modification de la topologie.

ment connexe à l'aide de contours actifs polygonaux, en couplant une étape standard de convergence du contour avec une étape de post-traitement rapide et automatique fondée sur une analyse géométrique du contour polygonal.

La technique de segmentation obtenue conserve les propriétés des algorithmes de segmentation par contours actifs polygonaux fondés sur la minimisation de la complexité stochastique (optimisation d'un critère sans paramètre à régler, estimation automatique du nombre de nœuds et de leur position, modélisation non paramétrique des fluctuations des niveaux de gris), mais avec maintenant la possibilité de segmenter un objet non connexe sans avoir nécessité de complexification de l'algorithme d'optimisation et en conservant des temps de calculs réduits. De plus, l'approche proposée permet également de généraliser à la segmentation d'objets non connexes, différentes techniques initialement adaptées à la segmentation d'un unique objet connexe. C'est le cas, par exemple, de la segmentation d'objet arrondi [11], ou de la segmentation d'images inhomogènes [12].

Une perspective importante serait d'étudier précisément de nouvelles stratégies d'optimisation et de choix de contours initiaux, permettant d'estimer au mieux la topologie des objets présents dans l'image.

Références

- [1] O. Ruch and Ph. Réfrégier. Minimal-complexity segmentation with a polygonal snake adapted to different optical noise models. *Opt. Lett.*, 26(13) :977–979, 2001.
- [2] F. Galland, N. Bertaux, and Ph. Réfrégier. Minimum description length synthetic aperture radar image segmentation. *IEEE Trans. Image Process.*, 12(9) :995–1006, sep 2003.
- [3] N. Bertaux, F. Galland, and Ph. Réfrégier. Multi-initialisation segmentation with non-parametric minimum description length snake. *Electronics Letters*, 47(10) :594–595, 2011.
- [4] F. Galland and Ph. Réfrégier. Minimal stochastic complexity snake-based technique adapted to unknown noise model. *Opt. Lett.*, 30(17) :2239–2241, 2005.
- [5] T. F. Chan and L. A. Vese. Active contours without edges. *IEEE Trans. Image Processing*, 10(22) :266–277, feb 2001.
- [6] J. Kim, J.W. Fisher, A. Yezzi, M. Cetin, and A.S. Willsky. A nonparametric statistical method for image segmentation using information theory and curve evolution. *IEEE Trans. on Image Processing*, 14(10) :1486–1502, October 2005.
- [7] T. McInerney and D. Terzopoulos. T-snakes : Topologically adaptable snakes. *Medical Image Analysis*, 4(2) :73–91, 2000.
- [8] H. Delingette and J. Montagnat. Shape and topology constraints on parametric active contours. *Computer Vision and Image Understanding*, 83(2) :140–171, 2001.
- [9] L. Ji and H. Yan. Robust topology-adaptive snakes for image segmentation. *Image and Vision Computing*, 20(2) :147–164, 2002.
- [10] S. Bischoff and L. Kobbelt. Snakes with topology control. *The Visual Computer*, 2003.
- [11] F. Galland, A. Jaegler, M. Allain, D. Savéry, and Ph. Réfrégier. Smooth contour coding with minimal description length active grid segmentation techniques. *Pattern Recognition Letters*, 32(5) :721–730, 2011.
- [12] F. Galland and Ph. Réfrégier. Information theory based snake adapted to inhomogeneous intensity variations. *Opt. Lett.*, 32(17) :2514–2516, 2007.