



HAL
open science

Une nouvelle approche des contours actifs basés région utilisant une information locale et globale

Wassima Ait Fares, Ariane Herbulot, Michel Devy, El Houssine Bouyakhf,
Fakhita Regragui

► **To cite this version:**

Wassima Ait Fares, Ariane Herbulot, Michel Devy, El Houssine Bouyakhf, Fakhita Regragui. Une nouvelle approche des contours actifs basés région utilisant une information locale et globale. 23eme colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images, Sep 2011, Bordeaux, France. 4 p. hal-00639509

HAL Id: hal-00639509

<https://hal.science/hal-00639509>

Submitted on 9 Nov 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Une nouvelle approche des contours actifs basés région utilisant une information locale et globale

WASSIMA AITFARES^{1,2,3}, ARIANE HERBULOT^{1,2}, MICHEL DEVY^{1,2}, EL HOSSINE BOUYAKHF³ ET FAKHITA REGRAGUI³

¹ CNRS ; LAAS ; 7 avenue du Colonel Roche, F-31077 Toulouse Cedex 4, France

² Université de Toulouse ; UPS, INSA, INP, ISAE ; UT1, UTM, LAAS ; F-31077, Toulouse, France

³ LIMIARF-FSR, Université Mohammed V-Agdal, B.P 1014 RP, Rabat, Maroc

^{1,2,3} ait.fares@laas.fr, ^{1,2} herbulot@laas.fr, ^{1,2} michel@laas.fr, ³ bouyakhf@fsr.ac.ma, ³ regragui@fsr.ac.ma

Résumé – Nous proposons dans ce papier la combinaison des caractéristiques statistiques locales et globales en segmentation par contour actif. L'évaluation de la performance de l'approche proposée sur différents types d'images, présentant des attributs hétérogènes avec une initialisation inadéquate du contour actif ou avec la présence du bruit, a donné des résultats satisfaisants, même quand les méthodes conventionnelles ne parviennent pas à segmenter correctement l'objet d'intérêt.

Abstract – We propose in this paper combining local and global statistics attributes in active contour segmentation. The performance evaluation of the proposed approach on different images presenting heterogeneous attributes in noisy images or using an inadequate curve initialization, gave good results even when conventional methods fail to correctly segment the object of interest.

1 Introduction

La méthode du contour actif (CA) est une technique qui est largement utilisée en segmentation d'image [2-6]. L'objectif est de segmenter un objet en déformant itérativement un contour jusqu'à ce qu'il atteigne les contours de l'objet en minimisant une énergie. Les modèles des CAs basés région visent à identifier la région d'intérêt en utilisant un descripteur de la région afin de guider le mouvement du CA. Dans ce papier, nous proposons une nouvelle approche qui combine les informations locales et globales de l'image. L'idée est d'extraire les statistiques de l'image localement de la région hétérogène (fond ou objet d'intérêt) et globalement de l'autre région et cela pour chaque point le long du CA. En exploitant les résultats de cette extraction locale et globale, cette technique s'avère robuste contre l'hétérogénéité et le bruit et présente une faible sensibilité à l'initialisation de la courbe.

2 Contour actif guidé par la combinaison d'une information locale et globale basée région

Notons I une image définie sur un domaine Ω et $I(x)$ l'intensité du pixel x tel que $x \in \Omega$. Nous employons dans notre approche la méthode des ensembles de niveaux qui considère la courbe évolutive comme le niveau zéro d'une surface. La distorsion de la surface induit une déformation sur la forme de la courbe. Ce processus stimule l'évolution du CA et réalise, à terme, la segmentation de l'objet d'intérêt. Notons C un contour fermé représenté par le niveau zéro de ces ensembles de niveaux d'une fonction de distance signée Φ , (i.e., $C = \{x | \Phi(x) = 0\}$). Le but de ce processus est de faire évoluer implicitement le contour

C tel qu'à la convergence, $\Phi < 0$ (l'intérieur de C) et $\Phi > 0$ (l'extérieur de C) représentent respectivement l'objet d'intérêt et le fond. Dans la formulation des ensembles de niveaux, une fonction Heaviside $\mathcal{H}\Phi(x)$ est employée pour spécifier l'intérieur et l'extérieur de C respectivement par la valeur 1 et 0. L'énergie est calculée uniquement sur une bande étroite autour de C comme présenté dans [1], afin de diminuer la complexité du calcul de la méthode standard des ensembles de niveaux. Cette zone autour de C est spécifiée par la dérivée de $\mathcal{H}\Phi(x)$ et est définie par la fonction Dirac delta $\delta\Phi(x)$ qui est égale à 1 le long de C et 0 ailleurs.

2.1 Énergie du contour actif

Afin de réaliser une segmentation par le CA, il faudrait définir un objectif sur ce que l'on veut extraire de l'image, ensuite développer une énergie qui serait minimisée quand cet objectif sera atteint. Dans ce travail, nous employons l'énergie basée région, la plus populaire dans la littérature, définie dans [5] où la région d'intérêt est représentée par sa moyenne d'intensités. Le descripteur utilisé est exprimé par :

$$k(x, \Omega) = (I(x) - \mu_{in}(\Omega_{in}))^2 + (I(x) - \mu_{out}(\Omega_{out}))^2, \quad (1)$$

tel que Ω_{in} et Ω_{out} dénotent respectivement l'intérieur et l'extérieur du contour C et μ_{in} et μ_{out} dénotent respectivement la moyenne des intensités intérieures et extérieures de C . Ce descripteur modélise l'objet et le fond comme des intensités constantes représentées par leurs moyennes.

L'énergie du CA dans la formulation des ensembles de niveaux est exprimée par :

$$E(\Phi) = \int_{\Omega} \delta\Phi(x) \cdot k(x, \Omega) dx, \quad (2)$$

L'équation d'évolution de C est exprimée par :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t}(x) = \delta \Phi(x) \cdot \nabla k(x, \Omega) + \lambda \delta \Phi(x) \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \Phi(x)}{|\nabla \Phi(x)|} \right), \quad (3)$$

tel que ∇ et div représentent respectivement l'opérateur gradient et l'opérateur divergence. Le second terme dans l'équation (3), pondéré par λ , est utilisé pour maintenir la courbe lisse.

Le choix des statistiques locales à l'intérieur et à l'extérieur du CA est basé sur la définition d'une fonction disque qui masque les régions locales définies comme l'intersection de ce disque avec l'intérieur et l'extérieur du CA comme présenté dans [4]. Cette fonction disque (centrée en x) est exprimée par :

$$B(x, l) = \begin{cases} 1, & \|x - l\| < rad \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}, \quad (4)$$

tel que rad est le rayon du disque et l est un point sur l'image. Cette fonction $B(x, l)$ vaut 1 dans la région locale centrée en x et 0 ailleurs. En particulier, si on considère que rad est infini, on revient au cas des statistiques globales où toutes les intensités de l'image vont être considérées dans le calcul de l'énergie. La différence principale de notre approche proposée avec le travail présenté dans [4] est que les statistiques locales ne sont extraites qu'à l'intérieur ou à l'extérieur du CA selon où apparaît l'hétérogénéité (sur l'objet d'intérêt ou sur le fond) ; tandis que les statistiques sont extraites globalement dans l'autre région.

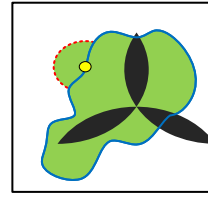
Comme mentionné au début de cette sous-section, nous avons utilisé dans ce papier un descripteur basé sur le calcul des moyennes d'intensités intérieures et extérieures du CA. Cela signifie que le calcul de la moyenne dans ce cas se fait aussi sur les régions d'extraction locale. Nous voulons préciser ici que d'autres statistiques locales pourraient être utilisées comme le calcul de la variance, mais notre but dans ce papier n'est pas de tester l'influence des expressions d'énergies utilisées mais plutôt d'évaluer la performance de la combinaison des informations locales avec celles globales.

Dans la section qui suit, nous décrivons le principe de l'approche proposée. En fait, deux techniques sont proposées ici, et l'une d'entre elles est employée selon où apparaît l'hétérogénéité.

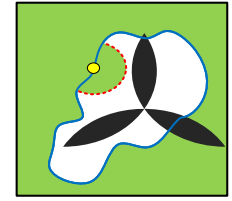
2.2 Combinaison d'une information locale et globale en segmentation par contour actif

Notre approche proposée est appliquée surtout sur des images présentant une hétérogénéité soit sur l'objet d'intérêt soit sur le fond. Dépendamment de la région hétérogène, nous faisons appel à l'une des deux techniques présentées sur la figure 1 tel que l'objet d'intérêt est illustré en noir, le CA est illustré par la courbe bleue et la sélection locale est illustrée par le demi disque (l'arc en pointillé rouge).

Si le fond est hétérogène par rapport à l'objet d'intérêt, la technique, nommée *Globale INT-Locale*



(a) Globale INT-Locale EXT



(b) Locale INT-Globale EXT

Figure 1 : combinaison d'une information locale et globale

EXT, est utilisée (figure 1(a)). Cette technique consiste à extraire les statistiques de l'image localement à l'extérieur du CA et globalement à son intérieur. La région intérieure globale est désignée par toute la surface intérieure du CA, tandis que la région extérieure locale, située à l'extérieur du CA, présente les voisins extérieurs locaux et est illustrée par le demi-disque. Donc l'aire utilisée par cette technique sera toute la surface ombragée comme montré dans la figure 1(a) et cela pour chaque point sur le CA. En utilisant cette technique, l'énergie n'est pas affectée par l'hétérogénéité du fond et est exprimée par :

$$E(\Phi) = \int_{\Omega_{in}} \delta \Phi(x) \cdot k(x, \Omega_{in}) dx + \int_{\Omega_{out}} \delta \Phi(x) \int_{\Omega_l} B(x, l) \cdot k(l, \Omega_{out}) dl dx, \quad (5)$$

tel que Ω_l représente la région locale centrée en x .

L'équation d'évolution de C sera exprimée par :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t}(x) = \delta \Phi(x) \left[\nabla k(x, \Omega_{in}) + \int_{\Omega_l} B(x, l) \cdot \nabla k(l, \Omega_{out}) dl \right] + \lambda \delta \Phi(x) \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \Phi(x)}{|\nabla \Phi(x)|} \right). \quad (6)$$

Si l'objet d'intérêt est hétérogène par rapport au fond, nous utilisons la technique, nommée *Locale INT-Globale EXT* (figure 1(b)). Cette deuxième technique proposée ici va dans le même ordre d'idée que la précédente à la différence près que cette fois-ci les statistiques de l'image sont extraites *localement* à l'intérieur et *globalement* à l'extérieur du CA. Dans ce cas, la région intérieure locale est désignée par les voisins intérieurs locaux ; tandis que la région extérieure globale se rapporte à tout l'extérieur du CA, et cela est aussi pour chaque point du CA. Avec cette technique, l'énergie n'est pas affectée par l'hétérogénéité de l'objet d'intérêt et est exprimée par :

$$E(\Phi) = \int_{\Omega_{in}} \delta \Phi(x) \int_{\Omega_l} B(x, l) \cdot k(l, \Omega_{in}) dl dx + \int_{\Omega_{out}} \delta \Phi(x) \cdot k(x, \Omega_{out}) dx. \quad (7)$$

L'équation d'évolution de C sera exprimée dans ce cas par :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t}(x) = \delta \Phi(x) \left[\int_{\Omega_l} B(x, l) \cdot \nabla k(l, \Omega_{in}) dl + \nabla k(x, \Omega_{out}) \right] + \lambda \delta \Phi(x) \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \Phi(x)}{|\nabla \Phi(x)|} \right). \quad (8)$$

A l'opposé des approches conventionnelles, à savoir l'approche basée région globale sensible à l'hétérogénéité et l'approche basée région locale sensible à l'initialisation de la courbe et au bruit additif à l'image ; notre approche est robuste à tous ces problèmes ; et ce grâce au bénéfice de l'extraction globale des statistiques (contre le bruit et l'initialisation de la courbe) et celui de l'extraction locale des statistiques (contre l'hétérogénéité).

3 Résultats expérimentaux

Afin d'évaluer la performance de notre approche proposée, nous présentons par la suite les résultats de segmentation obtenus sur des images réelles présentant des attributs hétérogènes soit sur l'objet d'intérêt soit sur le fond. Précisons qu'aucun critère d'hétérogénéité n'est utilisé et que le choix d'utiliser l'une des deux techniques proposées est fixé au départ selon où se présente l'hétérogénéité. Toutes les approches ont été implémentées sous l'environnement de simulation MATLAB.

Pour étudier l'effet de l'initialisation de la courbe dans une image présentant une hétérogénéité sur l'objet d'intérêt, les figures 2(b-d) montrent les résultats de la segmentation d'un livre en employant différentes approches et en utilisant une initialisation adéquate de la courbe comme montré dans la figure 2(a). Alors que les figures 2(f-h) montrent les résultats de la segmentation en utilisant une initialisation inadéquate de la courbe comme montré dans la figure 2(e). Avec des attributs hétérogènes, l'approche globale échoue dans la segmentation de l'objet d'intérêt pour les deux types d'initialisations (figures 2(b) et 2(f)). En fait, le descripteur utilisé, présenté dans [5], force le CA à délimiter des régions homogènes, en termes de moyennes d'intensités. Donc la segmentation par l'approche globale a échoué dû à l'hétérogénéité de l'objet d'intérêt. Alors que l'approche locale a été capable de segmenter l'objet d'intérêt dans le cas d'une initialisation adéquate de la courbe (figure 2(c)), mais elle perd sa précision en utilisant une initialisation inadéquate de la courbe (figure 2(g)). Ce dernier résultat peut être expliqué par le fait que l'information statistique extraite localement a emprisonné le CA durant son évolution et l'a fait accrocher à des contours situés à l'intérieur de l'objet d'intérêt lui-même au lieu des contours extérieurs désirés. En utilisant les deux types d'initialisation (adéquate et inadéquate) de la courbe, notre technique *Locale INT-Globale EXT* montre sa robustesse à l'initialisation de la courbe (figures 2(d) et 2(h)). Cette technique proposée exploite tout l'extérieur du CA ce qui lui a permis d'avoir une vue extérieure plus globale que l'approche locale et du coup permettre au CA d'évoluer vers les contours extérieurs du livre jusqu'à ce qu'il les atteigne proprement. Notre approche proposée reste plus au moins dépendante de l'initialisation de la courbe vu qu'il y a une extraction locale d'information, mais l'extraction globale d'information dans l'autre région

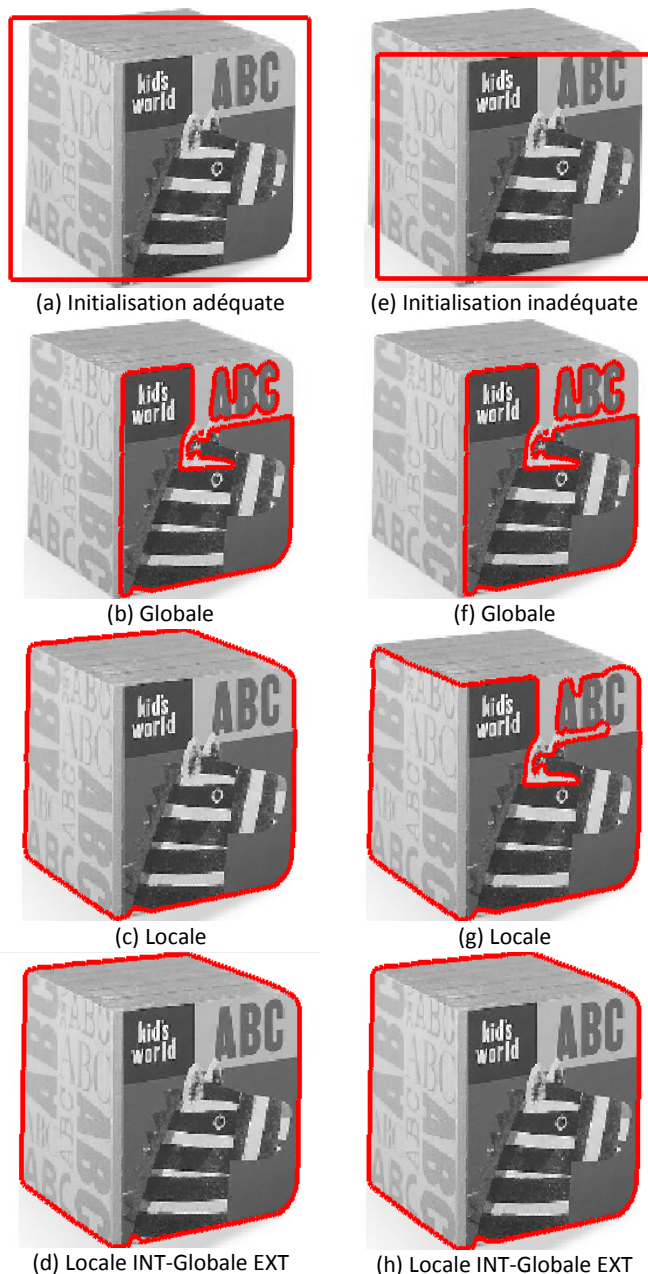


Figure 2 : segmentation du livre avec une initialisation adéquate et inadéquate du CA en utilisant différentes approches

donne à notre approche plus de robustesse à cette initialisation par rapport à l'approche locale.

Pour étudier l'impact de la présence du bruit additif sur la segmentation, les figures 3(b-d) présentent la segmentation d'un navire sur une image originale et avec un bruit additif « poivre & sel » dans les figures 3(f-h). La même initialisation de la courbe est employée (figures 3(a) et 3(e)). A partir des résultats obtenus dans les figures 3(b) et 3(f), l'approche globale échoue en sa segmentation à cause des attributs hétérogènes (fond hétérogène). Avec la même initialisation de la courbe et en utilisant l'approche locale, les figures 3(c) et 3(g) donnent des résultats différents à cause du bruit additif qui a empêché le CA de trouver tous les contours de l'objet d'intérêt dans la figure 3(g). Le résultat de la segmentation par notre seconde technique *Globale INT-Local EXT* présenté dans la figure 3(d) fournit une segmentation correcte comme pour le cas de l'approche

locale (figure 3(c)). Aussi, dans la figure 3(h), notre technique *Globale INT-Locale EXT* reste robuste à la fois contre le bruit additif et à l'hétérogénéité du fond. En fait, l'avantage de notre technique, d'un côté, par rapport à l'approche locale c'est qu'avec le descripteur utilisé, le CA cherche à segmenter des objets homogènes (avec une robustesse au bruit grâce à l'extraction intérieure *globale*) par contre l'approche locale cherche l'homogénéité sur les zones locales, donc seulement au voisinage du CA. D'un autre côté, l'avantage de notre technique par rapport à l'approche globale c'est que l'extraction des statistiques à

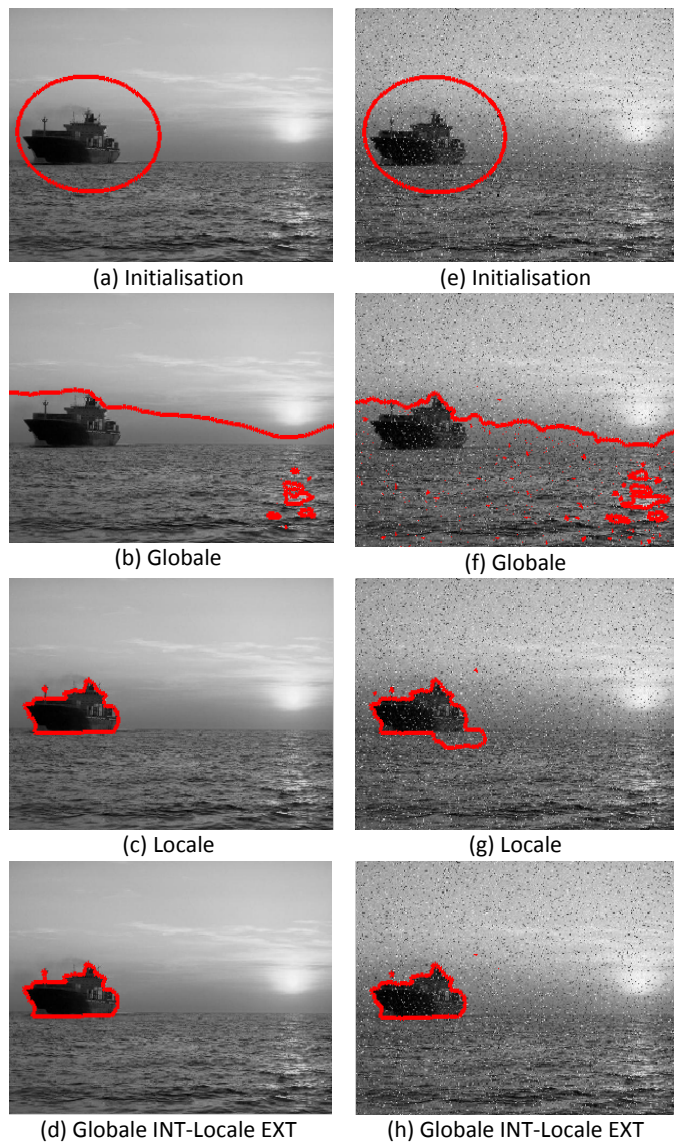


Figure 3 : segmentation du navire sans et avec le bruit « poivre et sel » en utilisant différentes approches

l'extérieur du CA se fait uniquement localement, d'où la robustesse à l'hétérogénéité du fond. Le CA n'est donc pas piégé par les attributs hétérogènes comme c'était le cas de l'approche globale.

4 Conclusion

Dans ce papier, nous avons présenté une nouvelle approche basée région des CAs qui permet une segmentation de l'objet d'intérêt en utilisant les bénéfices des statistiques locales et globales pour guider le CA vers les contours de l'objet d'intérêt. L'approche proposée montre une robustesse à la fois aux attributs hétérogènes avec une initialisation inadéquate de la courbe et à la présence du bruit dans l'image. Cette approche fournit des résultats satisfaisants sur différents types d'images pour les deux techniques *Globale INT-Locale EXT* et *Locale INT-Globale EXT* ; tandis que les méthodes conventionnelles ne parviennent pas à segmenter correctement l'objet d'intérêt dans certains cas.

5 Références

- [1] D. Adalsteinsson and J.A. Sethian, "A Fast Level Set Method for Propagating Interfaces," *J. Comp. Phys.*, vol. 118, no. 2, pp. 269-277, 1995.
- [2] J.A. Yezzi, A. Tsai, and A. Willsky, "A fully global approach to image segmentation via coupled curve evolution equations," *J. Vis. Comm. Image Rep.*, vol. 13, no. 1, pp.195-216, 2002.
- [3] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *Int. J. Comput. Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321-332, 1988.
- [4] S. Lankton and A. Tannenbaum, "Localizing region-based active contours," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 11, pp. 2029-2039, 2008.
- [5] T. Chan and L. Vese, "Active contours without edges," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 10, no. 2, pp. 266-277, 2001.
- [6] J. Piovano and T. Papadopoulos, "Local Statistic Based Region Segmentation with Automatic Scale Selection," *Europ. Conf. Comput. Vision*, pp. 486-499, 2008.