

Segmentation d'image par déformation multirésolution sur bases d'ondelettes combinant données et modèle

E. CHEREUL¹, A. GOUAILLARD², R. PROST², C. ODET²

¹ANIMAGE (Rhône-Alpes Génopole), Cermep, 59, Boulevard Pinel, 69003 Lyon

²CREATIS, UMR5515, INSA- Bâtiment Blaise Pascal, 69621 Villeurbanne Cedex

emmanuel.chereul@cermep.fr, alexandre.gouaillard@creatis.insa-lyon.fr, remy.prost@creatis.insa-lyon.fr, christophe.odet@insa-lyon.fr

Résumé – Nous proposons une nouvelle méthode de segmentation par ajustement d'un modèle actif multirésolution à chaque niveau de résolution de données décomposées sur une base d'ondelettes orthogonales. La combinaison de l'approche multirésolution sur bases d'ondelettes, simultanément sur les données et sur le modèle, apporte une convergence rapide aux plus hautes résolutions. La solution obtenue est plus robuste et plus précise en présence de bruit que celle obtenue par un ajustement de contour actif non multirésolution.

Abstract – A new segmentation method is proposed. It fits a multiresolution active model on each scale of resolution of the data decomposed on an orthogonal wavelet basis. Combining simultaneously the multiresolution approach on wavelet basis for both the data and the model itself allows a fast convergence at high resolution scale. It gives a more accurate and robust solution than the one obtained by non multiresolution active contour.

1. Introduction

1.1 Objectif du développement de l'approche segmentation multirésolution

Dans le cadre de l'analyse de données anatomiques, la segmentation est une étape indispensable. Certaines applications (criblage par imagerie de souris transgénique, par exemple) nécessitent impérativement de réaliser cette opération de manière rapide et robuste pour respecter les contraintes de débits d'acquisition et d'automatisation de l'analyse. La robustesse dans la segmentation des organes anatomiques est obtenue en s'appuyant sur des modèles maillés déformés par des techniques de type contours actifs. Cette stratégie de segmentation, déjà ancienne [1], [2] est pertinente et a fait ses preuves. Compte tenu de la taille des modèles utilisés (10^4 à 10^6 sommets), le temps de calcul pour la segmentation est très important. L'objectif de la nouvelle méthode proposée est de conserver les avantages des techniques de déformation basées sur des modèles en les accélérant grâce à une décomposition multirésolution sur bases d'ondelettes des données et du modèle.

1.2 Méthodes et stratégies déjà employées

Des méthodes utilisant des contours actifs et une approche multi échelles ont déjà été proposées:

- Rueckert et al. [3] utilisent une approche multi échelles pour ajuster un contour actif. Mais il s'agit pour les données images d'une analyse non pyramidale (filtrage gaussien) et pour le contour d'un simple ré-échantillonnage ce qui ne garantit ni la rapidité ni la robustesse de la solution.
- Leroy et al. [4] réalisent une décomposition pyramidale des images. L'aspect multi échelles de la décomposition du contour utilise des descripteurs de Fourier (avec plus ou moins d'harmoniques pour sa construction) où une petite variation d'un descripteur perturbe la totalité de la

forme du contour. Ceci en limite l'usage aux formes simples.

- Yoshida et al. [5] projettent l'image sur une base d'ondelettes non orthogonales pour extraire une représentation d'arrêtes multi échelles. Cette information n'est utilisée que de manière partielle (1 à 2 échelles) pour guider la déformation du contour actif par la minimisation d'une fonction de coût. Cette approche, pour pertinente qu'elle soit en utilisant des régions, devient caduque sur des arrêtes. Par ailleurs, le contour qui est lui aussi multirésolution subit des déformations par une modification globale de l'ensemble de ses coefficients sur toutes les échelles prises simultanément sur l'intervalle d'analyse.
- Schnabel et al. [6] obtiennent une description de formes hiérarchiques multi échelle mais l'image est simplement lissée sur plusieurs échelles et le contour, qui sert d'initialisation à l'échelle supérieure, est simplement ré-échantillonné.
- Knoll et al. [7] procèdent à une transformée en ondelettes orthogonales des images sur lesquelles, à chaque échelle, est ajusté un contour d'une résolution équivalente. Après chaque ajustement du contour, celui-ci est analysé par des ondelettes 1D. Si les coefficients obtenus diffèrent, au delà d'un certain seuil, de ceux obtenus pour un modèle similaire à la même échelle, ils sont remplacés par ces derniers puis le contour est reconstruit à cette échelle. Cette opération revient à créer des forces localisées sur des points spécifiques du contour qui auraient tendance à s'éloigner trop du modèle et permet d'éviter que le contour devienne prisonnier de faux minima locaux d'énergie. Cette méthode est robuste mais n'est pas généralisable au cas tridimensionnel car la paramétrisation d'un maillage surfacique n'est possible que pour des cas particuliers.

2. Méthode proposée

Notre proposition est similaire à celle de Knoll et al. en terme de stratégie et consiste en un ajustement de type grossier à fin. Cependant, notre méthode évite la comparaison entre modèle de référence et modèle déformé. De plus, notre méthode est directement extensible au cas 3D. Les quatre étapes sont décrites dans les sections suivantes.

2.1 Décomposition multirésolution des images sur une base d'ondelettes orthogonales

L'image initiale, a_0 , est décomposée par un algorithme de transformée en ondelettes rapide [8] selon le schéma multirésolution de Mallat [9]. Les filtres miroirs conjugués utilisés sont ceux de Daubechies (longueur 8 à phase quasi-linéaire). A chaque niveau j , l'image a_j est décomposée en quatre sous images, l'approximation a_{j+1} et les trois images de détails. Seules serviront les images d'approximation pour guider le contour sur les différents niveaux j .

2.2 Décomposition multirésolution du contour sur une base d'ondelettes *Lazy liftées*

Le modèle (contour) haute résolution c_0 est aussi décomposé sur une base d'ondelettes à plusieurs niveaux de résolution dans le cadre, simplifié à 2D, de l'analyse multirésolution de Lounsbery [10]. La base d'ondelettes utilisée est une base d'ondelettes biorthogonales *lazy* orthogonalisées par *lifting* [11]. A chaque résolution, l'approximation du modèle initial est donc optimale au sens des moindres carrés. Les matrices d'analyse A_j^{lift} et B_j^{lazy} permettent respectivement la suppression des nœuds pour l'obtention de l'approximation du contour c_j et l'extraction des détails (coefficients d'ondelettes) d_{j+1} :

$$c_{j+1} = A_j^{lift} c_j \quad \text{et} \quad d_{j+1} = B_j^{lazy} c_j \quad (1)$$

La décomposition est réversible et permet la reconstruction exacte du contour initial par l'utilisation des filtres de synthèse P_j^{lazy} (subdivision du contour) et Q_j^{lift} (rajout des détails sur les nouveaux nœuds):

$$c_j = P_j^{lazy} c_{j+1} + Q_j^{lift} d_{j+1} \quad (2)$$

Dans un but d'accélération de l'algorithme, l'opération de *lifting* de la base d'ondelettes n'est pas réalisée de manière globale, mais localement sur un voisinage de 2 ou 4 points au prix d'une réduction négligeable en qualité de l'orthogonalisation donc de la précision de l'approximation.

2.3 Ajustement du modèle à l'image par une méthode de contour actif

Au niveau j , le contour c'_j est ajusté par une technique de contours actifs [12] sur l'approximation de l'image a_j . Cet ajustement sera effectué sur chaque niveau de résolution dans une stratégie de grossier à fin. Le choix de la technique de déformation est ici assez arbitraire. D'autres approches pourraient être envisagées.

2.4 Reconstruction du modèle déformé à la résolution supérieure

Lorsque l'ajustement a convergé, le contour c'_{j-1} est reconstruit par l'équation (2) afin d'intégrer les détails pertinents nécessaires au niveau suivant $j-1$.

Le modèle obtenu à cette étape sert d'initialisation pour une nouvelle étape (2.3) d'ajustement du contour c'_j dans une stratégie de type grossier à fin. Le nombre d'itérations nécessaires à chaque étape est faible car le modèle reconstruit est une bonne approximation (au sens des moindres carrés) du résultat attendu à la résolution supérieure.

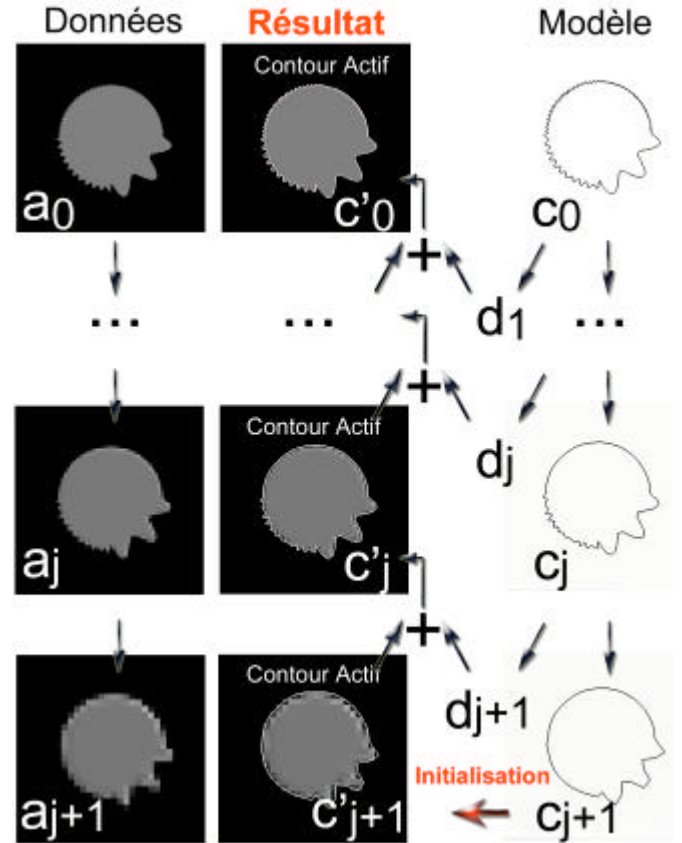


FIG. 1 : Schéma de principe de l'algorithme proposé

3. Complexité des calculs

Le gain en temps de calcul apporté par la segmentation multirésolution peut être estimé en comparant la complexité des calculs par rapport à l'approche simple résolution. Si le contour modèle c_0 possède N points et qu'il faut I itérations pour converger avec un contour actif simple résolution, alors la complexité, C_s , est proportionnelle à $N \cdot I$:

$$C_s = a \cdot N \cdot I \quad (3)$$

Dans le cas multirésolution, en faisant l'hypothèse que l'on répartit de manière égale les itérations sur les $J+1$ niveaux d'analyse, la complexité des calculs C_m s'exprime en fonction de C_s et de la complexité des calculs du *lifting* local C_{lift} (proportionnelle à $N/2^k$, soit $C_{lift} = b \cdot N/2^k$ à la résolution k).

$$C_m = C_s \cdot \left(\frac{2}{J+1} + \frac{b}{a \cdot I} \right) \cdot \left(1 - \frac{1}{2^{J+1}} \right) \quad (4)$$

Pour les algorithmes utilisés le rapport β/α , estimé à partir des temps d'exécution, vaut environ 9.

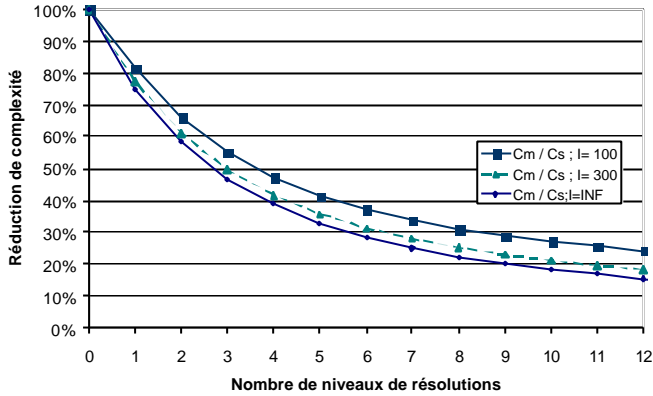


FIG. 2 : Réduction de la complexité apportée par l'approche multirésolution comparée à l'approche simple résolution.

Ces résultats sont obtenus avec des hypothèses simplificatrices qui donnent une borne très supérieure à la complexité réelle de l'approche multirésolution. En effet, le nombre global d'itérations nécessaires pour converger en multirésolution est très inférieur à celui nécessaire en simple résolution à cause d'une plus grande robustesse en présence de bruit. D'autre part, les itérations ne sont pas réparties uniformément sur les niveaux de résolution et leur nombre est plus faible aux hautes résolutions.

4. Résultats expérimentaux

Pour appréhender les performances de l'approche multirésolution, à la fois en rapidité et en robustesse, nous l'avons comparée à une approche simple résolution. Il est important de noter que la même technique de déformation du contour est utilisée dans les deux approches. La précision des résultats est évaluée par rapport au contour exact de la forme à segmenter et estimée par la méthode décrite dans [13]. Le tableau présente l'un des paramètres d'erreur (ODIn) de cette méthode pris à titre d'exemple. Sa valeur est comprise entre 0 et 1, 0 correspondant à une segmentation parfaite. L'image de test est de dimension 1024x1024 pixels et contient une forme ayant des détails sur quatre niveaux de résolution différentes. Le modèle de contour c_0 utilisé comprend 1536 points à haute résolution. Ce contour est obtenu par homothétie d'un rapport 0,7 du contour exact. Le modèle utilisé pour initialisation dans le cadre de l'approche simple résolution est le contour basse résolution re-échantillonné à 1536 points. Le nombre de points du contour à haute résolution a été fixé de manière à pouvoir s'adapter aux détails les plus petits présents dans la forme à segmenter. Dans l'approche multirésolution, image et contour sont décomposés sur 5 niveaux de résolution.

4.1 Cas idéal sans bruit

Le résultat de la segmentation obtenu par l'approche simple résolution est légèrement plus précis que celui obtenu par multirésolution. Compte tenu des détails de l'image que l'on souhaite segmenter, le nombre de points du contour initial est élevé. De plus la distance entre deux points du contour est très faible. Dans ce cas l'évolution du contour actif ne peut se faire que lentement sous peine d'engendrer des instabilités. En conséquence, le nombre d'itérations devra être important (cf. Tab. 1) et augmentera de manière linéaire le temps de convergence. En multirésolution, le nombre global d'itérations est 2 à 3 fois plus faible (cf. Tab. 1), principalement regroupées sur les niveaux 3 et 2, pour un temps de convergence global 2,5 fois plus faible. La figure 3 présente un exemple de résultat obtenu sur des images sans bruit.

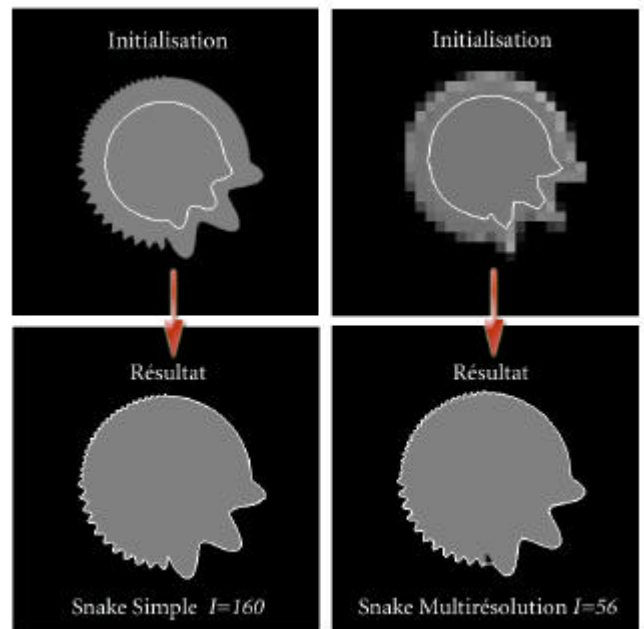


FIG. 3 : Segmentation d'une image sans bruit. Approche simple résolution (gauche) et multirésolution (droite)

4.2 Tests en présence de bruit

En présence de bruit gaussien dans l'image ($RSB \sim 5$), les gradients qui guident l'évolution du contour sont perturbés. Dans l'approche simple résolution ceci conduit à réduire encore la vitesse d'évolution du contour. Le nombre d'itérations nécessaires augmente alors fortement (Tab. 1). Dans le cas multirésolution, les mêmes paramètres d'évolution que dans le cas sans bruit sont utilisés. Le résultat est obtenu (Fig. 4) avec un temps de convergence similaire au cas sans bruit, c'est à dire 16 fois plus rapide que pour l'approche simple résolution. La qualité de la segmentation obtenue dans l'approche multirésolution est alors meilleure que dans le cas simple résolution. En augmentant le niveau de bruit dans l'image ($RSB \sim 2$), cet effet est accentué. Avec les mêmes paramètres dans le cas simple résolution, le résultat est assez perturbé et nécessite plus de 5000 itérations (cf. Fig. 5).

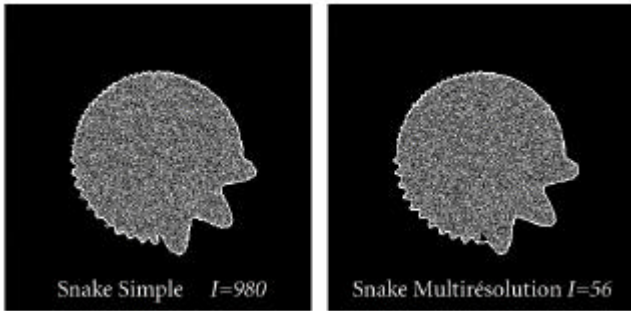


FIG. 4 : Segmentation d'une image avec RSB~5. Approche simple résolution (à gauche) et multirésolution (à droite).

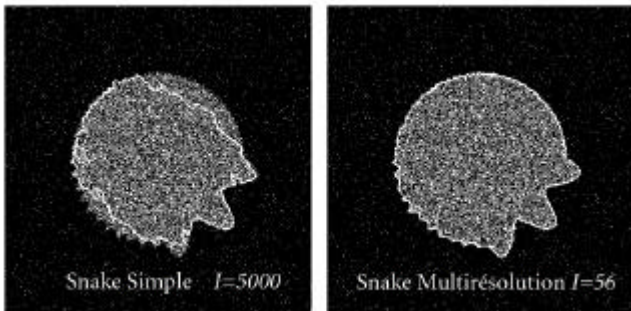


FIG. 5 : Segmentation d'une image avec RSB~2. Approche simple résolution (à gauche) et multirésolution (à droite)

Dans l'approche multirésolution, il est possible d'obtenir, avec le même ensemble de paramètres que dans les deux précédents cas, une segmentation correcte avec une rapidité au moins 100 fois plus élevée.

TAB. 1 : Performances de l'approche multirésolution comparée à l'approche simple résolution

	Simple résolution			Multiresolution		
	Iter.	t (s)	Erreur	Iter.	t (s)	Erreur
Sans Bruit	160	1,39	0,269	56	0,54	0,306
RSB~5	980	8,55	0,659	56	0,54	0,531
RSB~2	> 5000	> 46,0	0,847	56	0,54	0,612

5. Conclusions

La segmentation guidée par un modèle, développée dans un cadre multirésolution sur base d'ondelettes à la fois pour les données et pour le modèle, apporte, par rapport à une méthode simple résolution, la robustesse et la rapidité d'exécution recherchées. Cette méthode permet notamment d'obtenir des résultats pertinents, là où la méthode simple résolution échoue, en particulier dans le cas d'images à faible rapport signal sur bruit. L'extension au cas 3D est en cours de réalisation.

Remerciements

Ce travail de recherche s'inscrit dans les thématiques scientifiques du PRC-GDR ISIS. Les auteurs remercient la Genopole Rhône-Alpes pour son soutien financier (ANIMAGE).

Références

- [1] Kass M., Witkin A., Terzopoulos D., Snake : active contour model, 1988, *Int. J. Comp Vision*, 1, pp.321-331.
- [2] Cohen L.D., Finite Element Methods for Active Contour Models and Balloons for 2D and 3D Images, 1991, *Graphical Models and Image Processing*, 53(2), pp.211-218.
- [3] Rueckert D., Burger P., A multiscale approach to contour fitting for MR images, 1996, *Image Processing*, Vol. Proc. SPIE 2710, pp.289-300.
- [4] Leroy B., Herlin I., Cohen L., Multi-resolution algorithms for active contour models, 1996, *Proc. of the 12th Inter. Confer. on Anal. and Optimization of systems, images, wavelets and PDE's*, Rocquencourt, France.
- [5] Yoshida H., Katsuragawa S., Amit Y., Doi K., Wavelet snake for classification of nodules and false positive in digital chest radiographs, 1997, *19th Annual Int. Conf. on the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*.
- [6] Schnabel J.A., Arridge S.R., Multiscale shape description of MR brain images using active contour models, 1996, *Medical Imaging: Imaging Processing*, Proc SPIE 2710, M.H. Loew & K.H.Hanson eds., pp.596-606.
- [7] Knoll C., Alcañiz M., Montserrat C., Grau V., Juan C., Multiresolution segmentation of medical images using shape restricted snakes, 1999, *Proceedings of SPIE in Medical Imaging*, Vol. 3661-24.
- [8] Benoit-Cattin H., Baskurt A., Turdjan F., Prost R., 3D medical image coding using separable 3D wavelet decomposition and lattice vector quantization, 1997, *Signal Processing*, vol. 59, pp139-153.
- [9] Mallat S.G., A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation, 1989, *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, n°7, pp674-693.
- [10] Lounsbery M., Derose T., Warren J., Multiresolution Analysis for Surfaces of Arbitrary, 1997, *ACM Trans. On Graphics*, Vol. 16, n°1, pp34-73.
- [11] Swelden W., The lifting scheme : a custom design construction of biorthogonal wavelets. *Industrial Mathematics Initiative*, 1995, vol.17, Univ. of south Carolina
- [12] Anwander A., Segmentation d'image couleurs par un opérateur gradient vectoriel multi échelle et contour actif, Thèse de Doctorat n°2001ISAL0062, déc. 2001, 145 pages.
- [13] Odet C., Belaroussi B., Benoit-Cattin H., Scalable discrepancy measures for segmentation evaluation, *Proc. ICIP*, vol.1, p785-788, 2002, Rochester, NY, USA