

# Segmentation d'images échographique 2D et 3D par régularisation de graphe basée texture

Cyrille Fauchoux<sup>1,3\*</sup>   Julien Olivier<sup>2,1</sup>   Romuald Boné<sup>2,1</sup>   Pascal Makris<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Université François Rabelais de Tours, Laboratoire d'Informatique  
64, Avenue Jean Portalis, 37200 Tours, France

<sup>2</sup>École Nationale d'Ingénieurs du Val de Loire  
3, Rue de la Chocolaterie, BP 3410, 41034 Blois CEDEX, France

<sup>3</sup>Cosm'O Laboratory  
100, Rue de Suède, 37100 Tours, France

cyrille.fauchoux@etu.univ-tours.fr,  
{julien.olivier, romuald.bone, pascal.makris}@univ-tours.fr

## Résumé

*Dans cet article, nous nous intéressons à un récent algorithme de segmentation d'images non-supervisé basé sur un processus de régularisation de graphe, auquel nous proposons d'intégrer le support de caractéristiques de textures. Ce modèle, décrit par Ta dans [1], consiste en la diffusion et la régularisation d'une fonction indicatrice sur un graphe représentant une image. L'intérêt de notre approche est de permettre la combinaison de deux techniques de traitement d'images dites « non-locales » : au niveau des pixels grâce à l'utilisation des caractéristiques de textures, et de par l'utilisation d'une structure de graphe qui rend possible l'expression efficace de relations entre des pixels non-adjacents. Évalué sur de l'imagerie échographique, les résultats obtenus montrent une amélioration significative de la qualité de segmentation comparé à l'algorithme originel, ou encore à l'algorithme de Chan & Vese multimodal.*

## Mots clefs

Segmentation d'images, analyse de textures, diffusion de graphe, régularisation de graphe.

## 1 Introduction

Dans le domaine du traitement d'images, la non-localité exprime le fait d'utiliser des caractéristiques de l'image ayant un plus haut niveau d'abstraction que les caractéristiques propres aux pixels qui la constituent.

Alors que la complexité des problèmes de vision par ordinateur ne cesse d'augmenter, il est devenu clair que la

\*Ces travaux ont été en partie financés par une bourse ANR (1241/2009).

non-localité est une solution aux limitations de certains algorithmes. Le but de cet article est de combiner deux approches non-locales dans un même algorithme de segmentation d'images. La première repose sur l'utilisation de caractéristiques de textures d'Haralick [2], tandis que la seconde repose sur une récente méthode de traitement d'images basée sur la régularisation de graphe [3].

## 2 Segmentation d'images par régularisation de graphe

### 2.1 Généralités sur les graphes

Un graphe est une représentation d'un ensemble d'éléments permettant de décrire les relations entre certaines paires d'éléments. Les éléments sont représentés par des nœuds, et les relations par des arêtes. Un graphe  $G = (V, E)$  est composé d'un ensemble  $V = \{V_1 \dots V_N\}$  de  $N$  nœuds et d'un ensemble  $E \subset V \times V$  d'arêtes. Deux nœuds  $u$  et  $v$  qui sont reliés par une arête  $(u, v) \in E$  sont dits adjacents. Cette relation est notée  $u \sim v$ . Dans cet article, les graphes que nous considérons sont *simples*. Le lecteur intéressé pourra se référer à [4] pour plus de détails.

Soit  $\mathcal{H}(V)$  l'espace de Hilbert des fonctions vectorielles définies sur l'ensemble des nœuds. Une fonction  $f : V \rightarrow \mathbb{R}^m$  associe à chaque nœud  $v \in V$  un vecteur de  $m$  valeurs réelles  $f(v)$ .

De la même manière, nous définissons  $\mathcal{H}(E)$  comme étant l'espace de Hilbert des fonctions à valeurs réelles définies sur l'ensemble des arêtes du graphe. Une fonction  $w : E \rightarrow \mathbb{R}$  associe à chaque arête  $e = (u, v) \in E$  une valeur réelle  $w(e)$  (aussi notée  $w_{uv}$ ). Un *graphe pondéré* est alors défini par  $G = (V, E, w)$ .



plus de détails concernant cette relaxation pourra se référer à [1].

La section suivante détaille notre contribution à cette méthode en ce qui concerne le support de caractéristiques de textures, et plus largement, d'images multimodales.

### 3 Segmentation de graphes basée texture

Dans [1], l'algorithme de segmentation d'images par régularisation de graphe utilise uniquement comme information l'intensité du niveau de gris de chaque pixel. Malheureusement, comme cela a été évoqué dans l'introduction, ce type de caractéristique est trop brut. Afin de traiter des problèmes complexes de vision par ordinateur, comme la segmentation d'images échographiques, il est devenu nécessaire d'utiliser des caractéristiques de plus haut niveau, notamment ayant un caractère non-local. De ce fait, en parallèle de la non-localité induite par les graphes ainsi que l'aspect « diffusion » de la méthode, nous avons choisi d'intégrer au processus de segmentation des caractéristiques de textures.

Largement utilisées dans le domaine de la caractérisation de textures, les caractéristiques d'Haralick ([9], [10], ...) permettent d'obtenir des informations sur l'organisation des niveaux de gris dans une région donnée d'une image. Les matrices de cooccurrence, sur lesquelles se base le calcul de ces caractéristiques, ont un double intérêt : elles sont à la fois rapides à calculer, et peuvent aisément être étendues à des dimensions supérieures. Ce deux arguments en font un outil de choix pour le traitement d'images médicales 3D.

À partir de maintenant, nous considérons que  $f_0$ , la fonction initiale décrivant les pixels, associe désormais à chacun d'entre eux un vecteur de valeurs réelles correspondant aux caractéristiques d'Haralick. Nous définissons  $f_{0,i} : V \rightarrow [0, 1]$  comme étant la fonction correspondant au  $i^{\text{ème}}$  coefficient d'Haralick (chaque caractéristique est normalisée dans  $[0, 1]$ ).

Si l'on s'intéresse à l'équation (1), nous pouvons voir que le seul terme impliquant la fonction initiale est le terme d'attache aux données, actuellement basé sur le modèle de Chan & Vese (voir équations (1), (2) and (3)). Ce même modèle a plus tard été amélioré par ses auteurs dans [11] afin de permettre le traitement d'images multimodales. L'équation (6) présente une adaptation de l'équation (3), inspirée de [11] qui permet d'intégrer à l'algorithme de régularisation de graphe le support d'images multimodales.

$$g(f_0, u) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\lambda_1 (c_{1,i} - f_{0,i}(u))^2 - \lambda_2 (c_{2,i} - f_0(u))^2), \quad (6)$$

$M$  étant le nombre de caractéristiques d'Haralick et

$c_{1,i}, c_{2,i} \in \mathbb{R}$  étant respectivement la valeur moyenne de  $f_{0,i}$  à l'intérieur ( $f \geq 0.5$ ) et à l'extérieur ( $f < 0.5$ ) de la région segmentée.

Afin de permettre un meilleur contrôle du processus, deux paramètres  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  ont été utilisés, contrairement à l'équation originale (3) qui n'en utilisait qu'un.

### 4 Résultats expérimentaux

Dans un premier temps, nous présentons des résultats obtenus sur six images échographiques d'épiderme, technique d'imagerie connue pour présenter des données particulièrement bruitées. Ce bruit, qui pour beaucoup d'algorithmes a une influence négative sur le traitement des données, représente cependant une information de texture qui sera reflétée par les caractéristiques d'Haralick.

Suivant le type d'image, certaines caractéristiques d'Haralick peuvent ne pas fournir d'information. Pour nos tests, nous avons choisi d'utiliser les trois caractéristiques les plus discriminantes en ce qui concerne les images échographiques : *auto-correlation* (7), *sum-average* (8) et *Haralick-correlation* (9).

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N i \cdot j \cdot P(i, j), \quad (7)$$

$$\sum_{k=0}^{2N} k \cdot P_{x+y}(k), \quad (8)$$

$$\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N (i \cdot j \cdot P(i, j) - \mu^2), \quad (9)$$

avec :

$$P_{x+y}(k) = \sum_{\substack{i=0 \\ i+j=k}}^N \sum_{j=0}^N P(i, j), \quad (10)$$

$P$  étant la matrice de cooccurrence normalisée des niveaux de gris de la région traitée,  $N$  le nombre de niveaux de gris considérés,  $\mu$  et  $\sigma$  la moyenne et l'écart-type des valeurs de la matrice.

Dans notre expérimentation, la matrice de cooccurrence associée à chaque pixel a été calculée sur l'image d'origine réduite à  $N = 16$  niveaux de gris, en considérant un fenêtrage carré de diamètre 5 ainsi qu'un décalage de coordonnées (0; 1).

Notre méthode, dont l'implémentation est basée sur le framework Tulip [12], a été comparée à trois autres techniques de segmentation. La première est la méthode originale de Ta [1], qui utilise les niveaux de gris. La seconde méthode est celle de Chan & Vese, [8], qui se base elle aussi sur les niveaux de gris. Enfin, la dernière méthode est l'algorithme de Chan & Vese multimodal, à laquelle nous fournissons les mêmes caractéristiques d'Haralick qu'à notre méthode. Chaque méthode a été testée sur une région d'intérêt de

chaque image. Pour les deux méthodes de Chan & Vese, un contour initial a été fourni, sous la forme d'une ellipse située au centre de l'objet à segmenter. Notre méthode, ainsi que celle de Ta, ne nécessitent aucune initialisation (malgré ce qui est mentionné dans [1]), étant donné qu'il s'agit d'une méthode d'optimisation globale.

Afin de pouvoir comparer nos méthodes d'un point de vue numérique, la distance générique d'anomalie [13], c'est à dire le pourcentage de pixels mal classés, a été calculée pour chacune d'entre elles par rapport à une vérité terrain (définie par un expert). Les résultats sont présentés dans le tableau 1. Les figures 1 et 2 présentent les résultats obtenus sur deux des images de test.

Pour chacune des méthodes, les paramètres ont quand à eux été déterminés grâce à l'utilisation d'heuristique visant à obtenir la distance générique d'anomalie la plus petite.

Image	Notre méthode	C&V	C&V multi-modal	Ta
echo1	<b>1,82%</b>	2,41%	3,45%	8,31%
echo2	2,02%	3,28%	<b>1,25%</b>	N.A.
echo3	<b>1,86%</b>	7,16%	3,26%	2,45%
echo4	<b>2,47%</b>	3,77%	3,34%	4,90%
echo5	<b>2,62%</b>	3,39%	3,62%	10,69%
echo6	<b>2,16%</b>	3,07%	3,14%	3,40%

Tableau 1 – Pourcentage de pixels mal-classés, relativement à une vérité terrain.

Un second test, lié à la capacité à traiter des images de plus haute dimension, a été effectué. Notre méthode a ainsi été testée sur des images échographiques 3D. L'algorithme en lui-même ne nécessite aucune modification, seule la construction du graphe doit être adaptée pour supporter la dimension supplémentaire. La distance de Manhattan, utilisée pour la sélection des nœuds à connecter, a été étendue à la 3D, tout comme le calcul des caractéristiques d'Haralick. Notre méthode a segmenté avec succès nos images de test. Le résultat obtenu sur l'une d'entre elles est illustré figure 3.

## 5 Conclusion et discussion

Dans cet article, un récent algorithme de segmentation d'images par régularisation de graphe a été amélioré, en lui permettant de tirer parti de caractéristiques de textures au lieu de traditionnels niveaux de gris. L'intérêt de notre modèle est de prendre en compte deux niveaux de non-localité : grâce à l'utilisation de caractéristiques d'Haralick, dont l'utilité en matière de caractérisation de textures a été prouvé par de multiples travaux, et par l'usage d'une structure de graphe, une approche récente permettant d'aisément manipuler des pixels non-adjacents.

Appliqué à de l'imagerie échographique en utilisant des ca-

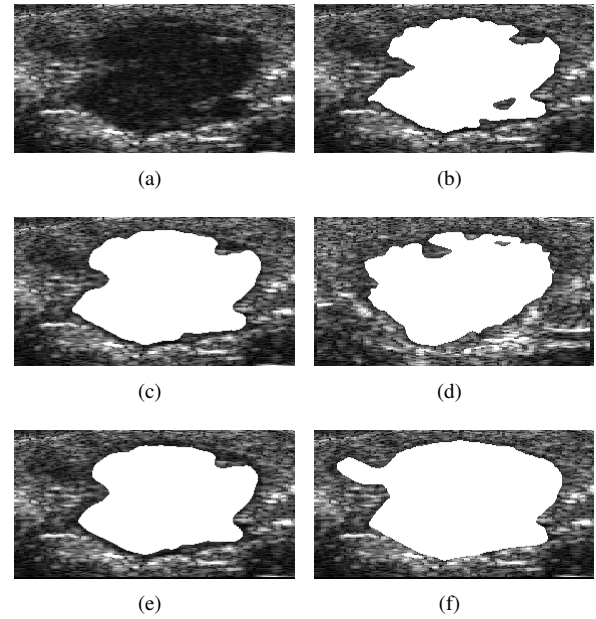


Figure 1 – Résultats pour l'image echo1. (a) : Image originale. (b) : Vérité terrain. Résultats obtenus avec : (c) notre méthode, (d) la méthode de Chan & Vese, (e) la méthode de Chan & Vese multimodale, (f) la méthode de Ta.

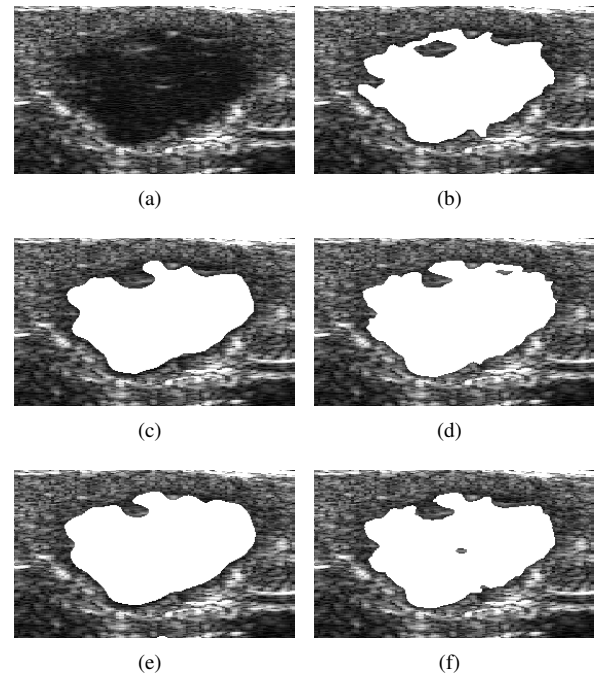


Figure 2 – Résultats pour l'image echo5. (a) : Image originale. (b) : Vérité terrain. Résultats obtenus avec : (c) notre méthode, (d) la méthode de Chan & Vese, (e) la méthode de Chan & Vese multimodale, (f) la méthode de Ta.

caractéristiques d'Haralick, les résultats obtenus sont encourageants. Sur nos images de test, notre méthode donne de

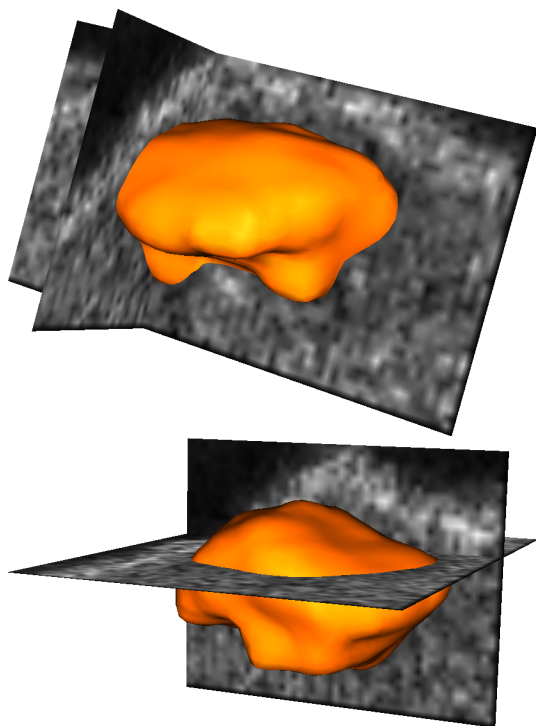


Figure 3 – Résultat obtenu sur une image échographique 3D.

meilleurs résultats que l’algorithme de contours-actifs de Chan & Vese, en particulier la version multimodale. Notre modèle améliore par ailleurs les performances de l’algorithme issu de [1] dont il est inspiré, qui parfois se révèle incapable de trouver une solution pertinente.

Actuellement, notre algorithme ne tire aucun bénéfice de la mesure de similarité qu’il nous est possible d’intégrer aux arêtes du graphe, dont le rôle est de moduler la diffusion de la fonction indicatrice entre nœuds adjacents. Des travaux visant à intégrer cette mesure de similarité, ainsi qu’à employer d’autres méthodes de construction de graphes sont en cours.

Le faible écart entre certains résultats obtenus par les deux méthodes de Chan & Vese nous invite à penser que l’utilisation de caractéristiques de textures ne bénéficie pas toujours à l’algorithme. Deux questions sont donc à soulever : Est-ce qu’il n’est pas possible d’utiliser des caractéristiques de textures plus pertinentes que celles d’Haralick ? Est-ce que le critère d’attache aux données de Chan & Vese est adapté à des images multimodales ?

En ce qui concerne la première question, la généralité de notre méthode va nous permettre dans de prochains travaux d’aisément tester d’autres descripteurs de textures : motifs binaires locaux [14], statistiques de type « gray level run-length » [15], transformée de Fourier [16], ondelettes [17], filtres de Gabor [18] ...

Afin de répondre à la seconde question, une revue de la littérature concernant les techniques de segmentation ap-

pliquées aux images multimodales doit être réalisée. Cependant, nous pouvons déjà penser à de meilleures méthodes permettant de combiner plusieurs caractéristiques d’un même pixel, ce qui permettrait notamment de supprimer la sélection manuelle des caractéristiques de textures. Cela a par exemple été fait dans [19], ou la programmation linéaire permet de mesurer la pertinence des caractéristiques, et ainsi leur donner plus de poids.

Enfin, nous pouvons souligner le fait que les graphes sont particulièrement bien adaptés à la représentation de tout type de donnée discrète. Cela nous permet, comme expliqué dans la section 4, de ne pas nous limiter au cas des images 2D. Les images 3D, ou encore les vidéos, peuvent être traitées par notre méthode. Seule la topologie du graphe nécessite d’être adaptée aux données.

## Références

- [1] V.T. Ta. *Équations aux différences partielles définies sur des graphes pour le traitement d’images et de données*. Thèse de doctorat, Université de Caen Basse-Normandie, France, 2009.
- [2] R.M. Haralick, K. Shanmugam, et I.H. Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3(6) :610–621, 1973.
- [3] O. Lezoray, A. Elmoataz, et S. Bougleux. Graph regularization for color image processing. *Computer Vision and Image Understanding*, 107(1-2) :38–55, 2007.
- [4] W.T. Tutte. *Graph theory as I have known it*. Clarendon Press, 1998.
- [5] U. Von Luxburg. A tutorial on spectral clustering. *Statistics and Computing*, 17(4) :395–416, 2007.
- [6] A. Tremeau et P. Colantoni. Regions adjacency graph applied to color image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9(4) :735–744, 2000.
- [7] A. Elmoataz, O. Lezoray, et S. Bougleux. Nonlocal discrete regularization on weighted graphs : a framework for image and manifold processing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(7) :1047–1060, 2008.
- [8] T. Chan et L. Vese. An active contour model without edges. volume 1682 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 141–151. Springer Berlin / Heidelberg, 1999.
- [9] L. Tesar, D. Smutek, A. Shimizu, et H. Kobatake. Medical image segmentation using cooccurrence matrix based texture features calculated on weighted region. Dans *proceedings of Advances in Computer Science and Technology (ACST07)*, pages 243–248, Phuket, Thailand, April 2-4 2007.
- [10] V. Arvis, C. Debain, M. Berducat, et A. Benassi. Generalization of the coocurrence matrix for colour

images : application to colour texture classification. *Image Analysis and Stereology*, 23 :63–72, 2004.

- [11] T.F. Chan, B.Y. Sandberg, et L.A. Vese. Active contours without edges for vector-valued images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 11(2) :130–141, 2000.
- [12] D. Auber. Tulip - a huge graph visualization framework. *Graph Drawing Software*, pages 105–126, 2003.
- [13] J. S. Cardoso et L. Corte-Real. Toward a generic evaluation of image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(11) :1773–1782, 2005.
- [14] T. Ojala, M. Pietikainen, et D. Harwood. Performance evaluation of texture measures with classification based on kullback discrimination of distributions. Dans *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 582–585, 1994.
- [15] M.M. Galloway. Texture analysis using gray level run lengths. *Computer graphics and image processing*, 4(2) :172–179, 1975.
- [16] R. Azencott, J.P. Wang, et L. Younes. Texture classification using windowed fourier filters. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(2) :148–153, 1997.
- [17] S. G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11 :674–693, 1989.
- [18] D. Gabor. Theory of communication. *Journal of the Institute of Electrical Engineers (JIEE), London*, 93(III) :429–457, November 1946.
- [19] J. Olivier, C. Mocquillon, J.J. Rousselle, R. Boné, et H. Cardot. A supervised texture-based active contour model with linear programming. Dans *Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Image Processing*, pages 1104–1107, 2008.