

Estimation d'une forme mutuelle pour l'évaluation de la segmentation en imagerie cardiaque

S. JEHAN-BESSON¹, C. TILMANT², A. DE CESARE³, C. CASTA⁴, C. CONSTANTINIDÈS^{3,8}, A. COCHET⁵, J. COUSTY⁶, M. LEFORT³, P. CLARYSSE⁴, A. LALANDE⁵, L. NAJMAN⁶, L. SARRY⁷, F. FROUIN³, M. GARREAU⁹

¹CNRS UMR 6158, LIMOS, Aubière, ²CNRS UMR 6602 ; Université Blaise Pascal, LASMEA, Clermont-Ferrand

³Inserm U678 ; UPMC UMR_S 678, LIF, Paris, ⁴ Université de Lyon, CREATIS; CNRS UMR 5220 Inserm U1044 ; INSA-Lyon, Villeurbanne

⁵ CNRS UMR 5158, Université de Bourgogne, Le2I, Dijon, ⁶ Université Paris Est, UMR 8049, Laboratoire d'Informatique Gaspard Monge

⁷ Université d'Auvergne, ISIT EA 3295, Clermont-Ferrand , ⁸ ESME-Sudria, Laboratoire PRIAM, Ivry-sur-Seine

⁹Inserm UMR 642 ; Université Rennes 1, LTSI, Rennes

corresponding authors: jehan@isima.fr, christophe.tilmant@isima.fr

Résumé – Dans le cadre de l'évaluation de méthodes de segmentation sans vérité terrain, une solution consiste à estimer de manière robuste une forme de référence à partir des segmentations obtenues par différentes méthodes. Ce problème d'estimation de forme est ici envisagé sous l'angle des approches variationnelles et de la théorie de l'information. De manière originale, nous proposons de prendre comme forme de référence celle qui minimise la somme des mesures des différences symétriques avec les segmentations en entrée en exploitant de manière combinée l'information mutuelle et l'entropie jointe. Afin de résoudre ce problème d'optimisation continu, nous proposons de calculer les dérivées de forme correspondantes et d'en déduire l'équation d'évolution d'un contour actif. Une forme *mutuelle* est alors estimée et utilisée pour l'évaluation des méthodes de segmentation. L'approche est illustrée dans le cadre de la segmentation de la cavité ventriculaire gauche en IRM.

Abstract – When considering the performance level of image segmentation approaches without gold standard, one solution consists in estimating a robust reference shape from a collection of segmentation results. Such a shape estimation problem is addressed using both variational approaches and information theory. In an original manner, we propose to find a reference shape that minimizes the sum of symmetric differences measures with the input segmentations using mutual information and joint entropy. In order to solve this continuous optimization problem, we propose to compute the shape derivatives of the criterion and the evolution equation of an active contour. A *mutual* shape is then estimated and used for the performance evaluation of segmentation approaches. Experimental results are provided for segmentation of the left ventricular cavity in cardiac MRI.

1 Introduction

Dans le cadre de l'évaluation de méthodes de segmentation, la vérité terrain peut, dans certains cas, ne pas être accessible comme en imagerie médicale notamment. Dans ce cas, l'évaluation comparative des méthodes doit s'affranchir de l'absence de référence (évaluation dite sans "gold standard"). Dans ce contexte difficile, une idée consiste à estimer une forme de référence en prenant en compte les N segmentations données en entrée. L'algorithme STAPLE (Simultaneous Truth and Performance Level Estimation) proposé par Warfield et al [1] est classiquement utilisé dans ce contexte. Leur algorithme est une instance de l'algorithme EM où la segmentation vraie est estimée en maximisant la vraisemblance des données complètes. Leur cadre de travail permet ainsi l'estimation jointe de la forme de référence et des paramètres de sensibilité et de spécificité et une classification des méthodes de segmentation en se basant sur ces paramètres.

Dans cet article, nous considérons l'estimation d'une telle forme de référence en utilisant les outils d'optimisation de domaines (introduits dans [2]) et les contours actifs [3]. En effet,

la forme de référence peut être modélisée comme étant l'optimum d'un critère d'énergie et estimée en utilisant une descente de gradient de forme (i.e. un contour actif conduit par une équation d'évolution ou EDP géométrique). De telles approches ont été proposées pour calculer des formes moyennes [4, 5, 6] ou plus récemment des formes médianes [7] en minimisant différentes distances (Hausdorff [6], différence symétrique [5]). De manière originale, nous proposons d'utiliser les analogies entre la théorie de l'information et les mesures d'aire afin d'estimer ce que nous appelons une "forme mutuelle". Nous proposons ainsi de maximiser l'information mutuelle entre les segmentations en entrée tout en minimisant une entropie jointe ce qui peut s'apparenter à la minimisation d'une mesure de la différence symétrique. La modélisation statistique utilisée est inspirée de l'algorithme STAPLE mais notre critère à optimiser est différent et se situe dans un cadre d'optimisation continue ce qui peut être intéressant pour l'ajout éventuel d'*a priori* photométrique ou géométrique.

L'estimation de la forme mutuelle est testée pour l'évaluation non supervisée de méthodes de segmentation de la cavité ventriculaire gauche en IRM dans le cadre de l'action Me-

dIEval (cardiac Medical segmentation Evaluation) du GDR Stic Santé. L'utilisation d'un critère issu de la théorie de l'information fait apparaître les coefficients de sensibilité et de spécificité de chaque forme. Ces paramètres sont utilisés afin de classer les différentes méthodes. La forme mutuelle est également comparée avec celle obtenue en minimisant la différence symétrique. Enfin, la robustesse à d'éventuelles segmentations aberrantes est testée dans la partie expérimentale.

2 Estimation d'une forme de référence et théorie de l'information

Notons Ω le domaine de l'image et considérons $\{\Omega_1, \dots, \Omega_n\}$ une famille de n formes correspondant aux n différentes segmentations de la même forme inconnue notée μ . Chaque forme peut être représentée par sa fonction caractéristique : $d_i(\mathbf{x}) = 1$ si $\mathbf{x} \in \Omega_i$ et 0 sinon. La notation \mathbf{x} représente la localisation du pixel et $\bar{\Omega}_i$ le complémentaire de Ω_i dans Ω avec $\Omega_i \cup \bar{\Omega}_i = \Omega$.

De manière classique, on définit une forme moyenne sur un ensemble de formes comme celle minimisant la somme des distances de la forme Ω_i à la forme μ :

$$\min_{\mu} \sum_{i=1}^n d(\Omega_i, \mu) \quad (1)$$

Plusieurs distances ont été proposées dans la littérature parmi lesquelles on peut citer la distance de Hausdorff [8] ou la différence symétrique [5]. Dans ce dernier cas, on a $d(\Omega_i, \mu) := |\Omega_i \triangle \mu|$ et, dans un cadre d'optimisation continue, le critère à minimiser par rapport à μ devient alors :

$$SD(\mu) = \sum_{i=1}^n \left(\int_{\mu} (1 - d_i(\mathbf{x})) dx + \int_{\bar{\mu}} d_i(\mathbf{x}) dx \right) \quad (2)$$

Notre objectif étant ici de pouvoir intégrer des paramètres statistiques de comparaison de formes à la forme de référence, nous proposons de nous intéresser à une modélisation statistique des fonctions caractéristiques et aux analogies qui existent entre les mesures de l'information (information mutuelle, entropie, entropie conditionnelle) et les mesures entre ensembles. Plus concrètement, notons par D_i la variable aléatoire associée à la fonction caractéristique d_i et T la variable aléatoire associée à la forme de référence inconnue μ . Soit $H(D_i, T)$ l'entropie jointe des variables D_i et T et $I(D_i, T)$ leur information mutuelle. Nous utilisons le fait que $H(D_i, T) = \text{mes}(\tilde{D}_i \cup \tilde{T})$ et $I(D_i, T) = \text{mes}(\tilde{D}_i \cap \tilde{T})$ avec \tilde{X} l'ensemble abstrait associé à la variable aléatoire X et mes une mesure signée σ -additive sur ces ensembles. Nous nous intéresserons alors à la minimisation de la somme des entropies jointes (union) associée à la maximisation de la somme des informations mutuelles (intersection) ce qui peut s'apparenter à la minimisation d'une mesure de la différence symétrique. En utilisant les propriétés de l'information mutuelle, nous minimiserons finalement, dans un même critère, la somme des entropies jointes et des entropies conditionnelles, comme cela est expliqué ci-après.

2.1 Maximisation de l'information mutuelle

Dans un premier temps, nous exprimons dans un cadre continu la maximisation de la somme des informations mutuelles ($\sum_{i=1}^n I(T, D_i)$). Comme $I(T, D_i) = H(D_i) - H(D_i/T)$ et que l'entropie est positive, cela revient à minimiser la somme des entropies conditionnelles de D_i connaissant la forme de référence T soit $\sum_{i=1}^n H(D_i/T)$.

Notons t et d_i les réalisations des variables aléatoires $T(X)$ et $D_i(X)$, l'entropie conditionnelle de D_i sachant T peut être écrite comme suit :

$$H(D_i(X)/T(X)) = - \sum_{t \in \{0,1\}} p(t) \sum_{d_i \in \{0,1\}} p(d_i/t) \log(p(d_i/t))$$

avec la notation $p(T = t) = p(t)$, $p(D_i = d_i, T = t) = p(d_i, t)$ et $p(D_i = d_i/T = t) = p(d_i/t)$.

Les densités de probabilités conditionnelles correspondent aux paramètres de sensibilité p_i (ou fraction de vrais positifs) :

$$p_i = p(d_i = 1/t = 1) = \frac{1}{|\mu|} \int_{\mu} d_i(\mathbf{x}) dx,$$

et aux paramètres de spécificité q_i (fraction de vrais négatifs) :

$$q_i = p(d_i = 0/t = 0) = \frac{1}{|\bar{\mu}|} \int_{\bar{\mu}} (1 - d_i(\mathbf{x})) dx$$

Par ailleurs, la variable aléatoire T prend la valeur 1 avec la probabilité $p(t = 1) = |\mu|/|\Omega|$ et 0 avec la probabilité $p(t = 0) = |\bar{\mu}|/|\Omega|$. Nous obtenons alors le critère suivant à minimiser en fonction de μ (critère noté $MI(\mu)$) :

$$MI(\mu) = - \sum_{i=1}^n \left[\frac{|\mu|}{|\Omega|} ((1 - p_i) \log(1 - p_i) + p_i \log p_i) + \frac{|\bar{\mu}|}{|\Omega|} (q_i \log q_i + (1 - q_i) \log(1 - q_i)) \right] \quad (3)$$

Notons ici que les paramètres p_i et q_i dépendent explicitement de μ ce qui doit être pris en compte lors de l'optimisation.

2.2 Minimisation de l'entropie jointe

Dans un second temps, nous exprimons dans un cadre continu la minimisation de la somme des entropies jointes soit $\sum_{i=1}^n H(T, D_i)$. De la même manière que précédemment, nous utilisons la formulation de l'entropie suivante :

$$H(D_i(X), T(X)) = - \sum_{t \in \{0,1\}} \sum_{d_i \in \{0,1\}} p(d_i, t) \log(p(d_i, t)),$$

et les estimations de probabilités jointes :

$$p(D_i = a, T = 1) = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\mu} (1 - a)(1 - d_i(\mathbf{x})) + a d_i(\mathbf{x}) dx$$

$$p(D_i = a, T = 0) = \frac{1}{|\Omega|} \int_{\bar{\mu}} (1 - a)(1 - d_i(\mathbf{x})) + a d_i(\mathbf{x}) dx$$

Le critère à minimiser noté $JH(\mu)$ s'exprime alors de la manière suivante :

$$JH(\mu) = - \frac{1}{|\Omega|} \sum_{i=1}^n \left[\int_{\mu} (1 - d_i) \log(A(\mu)) + d_i \log(B(\mu)) dx + \int_{\bar{\mu}} (1 - d_i) \log(\bar{A}(\bar{\mu})) dx + d_i \log(\bar{B}(\bar{\mu})) dx \right] + C, \quad (4)$$

avec $A(\mu) = \int_{\mu} (1 - d_i) d\mathbf{x}$, $B(\mu) = \int_{\mu} d_i d\mathbf{x}$, $\bar{A}(\bar{\mu}) = \int_{\bar{\mu}} (1 - d_i) d\mathbf{x}$, $\bar{B}(\bar{\mu}) = \int_{\bar{\mu}} d_i d\mathbf{x}$, et C une constante indépendante de μ .

3 Optimisation et gradients de forme

Dans cet article, suivant le formalisme développé dans [9], nous utilisons les contours actifs et les dérivées de forme de manière à calculer un minimum local des différents critères étudiés (en se basant sur les outils mathématiques détaillés dans [2, Chap.8]). Pour chaque terme du critère, nous calculons ainsi sa dérivée de domaine et nous en déduisons ensuite l'équation d'évolution d'une forme active. En effet, supposons que la dérivée de domaine d'un critère $J(\mu)$ dans la direction \mathbf{V} s'écrive de la manière suivante :

$$\langle J'(\mu), \mathbf{V} \rangle = - \int_{\Gamma} v(\mathbf{x}, \mu) (\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}) d\mathbf{a}(\mathbf{x}) \quad (5)$$

avec Γ le contour ou la surface de la région μ , \mathbf{N} sa normale intérieure, et $d\mathbf{a}$ un élément d'aire. A partir de cette dérivée, nous pouvons alors déduire l'équation d'évolution du contour actif $\Gamma(\tau)$ permettant de conduire celui-ci vers un minimum du critère à partir d'un contour initial $\Gamma(\tau = 0) = \Gamma_0$:

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau} = v(\mathbf{x}, \mu(\tau)) \mathbf{N} \quad (6)$$

avec v la vitesse du contour et τ le paramètre d'évolution.

Les dérivées des critères $SD(\mu)$ (2), $MI(\mu)$ (3) et $JH(\mu)$ (4), peuvent s'écrire sous la forme (5) nous permettant d'utiliser les EDPs géométriques de la forme (6) (les démonstrations sont omises pour des raisons de place). La vitesse déduite du critère $SD(\mu)$, notée \mathbf{v}_{SD} , se réduit à :

$$\mathbf{v}_{SD} = 1 - 2d_i(\mathbf{x})$$

La vitesse déduite du critère $JH(\mu)$ a pour expression :

$$\mathbf{v}_{JH} = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{i=1}^n \left[d_i(\mathbf{x}) \log \left(\frac{\bar{B}(\bar{\mu})}{B(\mu)} \right) + (1 - d_i(\mathbf{x})) \log \left(\frac{\bar{A}(\bar{\mu})}{A(\mu)} \right) \right]$$

La vitesse déduite du critère $MI(\mu)$ peut s'écrire :

$$\mathbf{v}_{MI} = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{i=1}^n \left[(1 - d_i(\mathbf{x})) \log \left(\frac{q_i}{1 - p_i} \right) + d_i(\mathbf{x}) \log \left(\frac{1 - q_i}{p_i} \right) \right]$$

Nous utilisons par ailleurs un terme de régularisation classique (noté $Reg(\mu)$), pondéré par un coefficient λ dont la vitesse d'évolution est $\mathbf{v}_{Reg} = \kappa$ où κ est la courbure du contour $\Gamma(\tau)$.

Ainsi, afin de minimiser le premier critère $J_1(\mu) = JH(\mu) + MI(\mu) + \lambda Reg(\mu)$, nous utilisons l'équation d'évolution suivante :

$$\left(\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau} \right)_1 = (\mathbf{v}_{JH} + \mathbf{v}_{MI} + \lambda \mathbf{v}_{Reg}) \mathbf{N} \quad (7)$$

Nous comparons cette EDP avec celle correspondant à la minimisation du critère $J_2(\mu) = SD(\mu) + \lambda Reg(\mu)$:

$$\left(\frac{\partial \Gamma}{\partial \tau} \right)_2 = (\mathbf{v}_{SD} + \lambda \mathbf{v}_{Reg}) \mathbf{N} \quad (8)$$

A partir de ce formalisme, on peut envisager l'ajout d'informations *a priori* (photométriques ou géométriques) sur la forme recherchée en utilisant par exemple les outils développés dans [10, 11, 12, 13, 14].

4 Résultats expérimentaux

L'estimation de la forme mutuelle est ici testée pour l'évaluation non supervisée de méthodes de segmentation de la cavité ventriculaire gauche en IRM dans le cadre de l'action MeDI Eval du GDR STIC santé [15].

4.1 Exemple d'évaluation

Nous nous basons sur les résultats de segmentation obtenus par différentes équipes de recherche [16, 17, 18, 19, 20, 12] pour une coupe IRM de la base de données MICCAI (SCN05, coupe 4, temps 20) [21]. Les masques correspondant sont montrés Fig.1 et le tracé expert pour cette image est représenté Fig.2.a.

La forme mutuelle est estimée en utilisant l'équation d'évolution (7) à partir des masques de la Fig.1. Le contour initial est choisi proche du contour de l'union des masques et le paramètre de régularisation λ est fixé à la valeur 100. Le contour final est représenté Fig.2.b.

Lors de l'évolution du contour, les paramètres p_i et q_i sont estimés conjointement à la forme mutuelle¹. D'après les valeurs finales reportées dans la Table 1, nous pouvons conclure que la meilleure segmentation correspond à la forme 3 alors que les formes 1 et 2 ont des valeurs de sensibilité et spécificité plus faibles. Une telle classification semble visuellement cohérente.

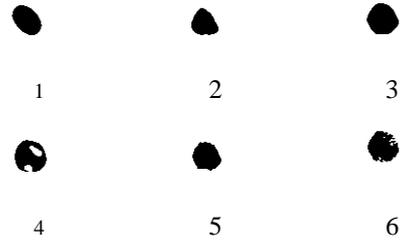
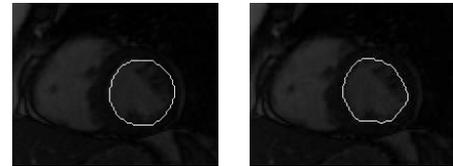


FIGURE 1 – Masques des formes segmentées : $\Omega_1, \dots, \Omega_n$

TABLE 1 – Paramètres de sensibilité et spécificité p_i et \tilde{q}_i

i	1	2	3	4	5	6
\tilde{q}	0.929	0.964	0.972	0.908	1	0.988
p	0.772	0.680	0.978	0.845	0.831	0.920



(a) Tracé expert (b) Forme mutuelle

FIGURE 2 – Forme mutuelle finale et tracé expert

1. Pour les résultats finaux, nous utilisons une valeur de q_i normalisée ($\tilde{q}_i = 1 - \frac{\int_{\bar{\mu}} d_i(\mathbf{x}) d\mathbf{x}}{|\mu|}$ si $\int_{\bar{\mu}} d_i(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \leq |\mu|$ et 1 sinon). Cette valeur devient alors indépendante de la taille de $\bar{\mu}$.

4.2 Robustesse aux segmentations aberrantes

Afin d'étudier la robustesse de l'estimation précédente, nous proposons d'introduire des formes aberrantes (Fig.3) à la séquence de masques initiale (Fig.1). Nous proposons ensuite de calculer le coefficient de Dice (DC), la plus grande distance au tracé expert (d_{max}) et la distance moyenne (d_{moy}), afin de valider la robustesse de notre algorithme. Dans la Table 2, ces valeurs sont reportées et comparées à celles obtenues en estimant la forme de référence par le biais de la minimisation de la différence symétrique classique avec l'équation d'évolution (8). Dans la Table 2.a, on peut observer une grande stabilité de ces paramètres quantitatifs, montrant que le contour final obtenu avec la vitesse v_{MI+JH} (équation (7)) varie très peu lorsque l'on ajoute les formes aberrantes. Ces valeurs peuvent être comparées avec celles obtenues en utilisant la différence symétrique classique (Table 2.b).



FIGURE 3 – Contours des formes aberrantes utilisées.

TABLE 2 – Comparaison de la forme finale au tracé expert :

(a) Résultats quantitatifs avec la forme mutuelle (v_{MI+JH})					
Mes. de comparaison	numéro de la forme aberrante				
	aucune	1	2	1+2	3
DC	0.89	0.89	0.89	0.89	0.89
d_{moy}	1.6	1.7	1.7	1.5	1.6
d_{max}	3.4	3.4	3.5	3.4	3.4

(b) Résultats quantitatifs avec la différence symétrique (v_{SD})					
Mes. de comparaison	numéro de la forme aberrante				
	aucune	1	2	1+2	3
DC	0.87	0.87	0.86	0.80	0.86
d_{moy}	1.9	1.9	2.0	1.6	1.9
d_{max}	5.4	5.7	5.7	8.9	5.9

5 Conclusion

Nous proposons ici une interprétation continue de l'algorithme STAPLE avec un critère à minimiser issu de la théorie de l'information et un formalisme valide en 2D et 3D. La validité de l'approche a été testée ainsi que la robustesse de l'estimation à l'ajout de formes aberrantes. La détermination de la forme mutuelle pourrait prendre en compte l'objectif spécifique de l'évaluation par le biais de contraintes de forme ou d'intensité. Dans le cadre de MedIEval, il s'agit de produire une bonne estimation du volume de la cavité. Une contrainte de forme pourrait alors aider à exclure les muscles papillaires. Si l'objectif était différent, des contraintes sur l'intensité (e.g. homogénéité à l'intérieur de la forme) pourraient également être prises en compte. Notre objectif est de travailler sur l'a-

jout d'informations *a priori* ainsi que sur la validation 2D et 3D de la méthode.

Nous remercions le GdR 2647 Stic Santé pour leur soutien à cette action.

Références

- [1] S.K. Warfield, K. H. Zou, and W. M. Wells III, "Simultaneous truth and performance level estimation (STAPLE) : an algorithm for the validation of image segmentation," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 23, no. 7, pp. 903–921, 2004.
- [2] M. C. Delfour and J. P. Zolésio, *Shape and geometries*, Advances in Design and Control SIAM, 2001.
- [3] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes : Active contour models," *IJCV*, vol. 1, pp. 321–332, 1988.
- [4] M. Leventon, E. Grimson, and O. Faugeras, "Statistical shape influence in geodesic active contours," in *CVPR*, 2000, pp. 316–323.
- [5] S. Soatto and A.J. Yezzi, "Deformation : Deforming motion, shape average and the joint registration and segmentation of images," *IJCV*, vol. 53, pp. 153–167, 2002.
- [6] G. Charpiat, O. Faugeras, and R. Keriven, "Approximations of shape metrics and application to shape warping and empirical shape statistics," *Foundations of Computational Mathematics*, vol. 5, pp. 1–58, 2005.
- [7] B. Berkels, G. Linkmann, and M. Rumpf, "An $SL(2)$ invariant shape median," *JMIV*, vol. 37, no. 2, pp. 85–97, 2010.
- [8] G. Charpiat, O. Faugeras, and R. Keriven, "Shape metrics, warping and statistics," in *ICIP*, 2003, vol. 2, pp. II–627–630.
- [9] G. Aubert, M. Barlaud, O. Faugeras, and S. Jehan-Besson, "Image segmentation using active contours : Calculus of variations or shape gradients," *SIAM Applied Mathematics*, vol. 63, pp. 2128–2154, 2003.
- [10] A. Foulonneau, P. Charbonnier, and F. Heitz, "Geometric shape priors for region-based active contours," in *ICIP*, 2003, pp. 413–416.
- [11] T. F. Chan and L. A. Vese, "Active contour without edges," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, pp. 266–277, 2001.
- [12] F. Lecellier, S. Jehan-Besson, J. Fadili, G. Aubert, M. Revenu, and E. Saloux, "Region-based active contours with noise and shape priors," in *ICIP*, 2006, vol. 1, pp. 1649–1652.
- [13] D. Cremers, M. Rousson, and R. Deriche, "A review of statistical approaches to level set segmentation : integrating color, texture, motion and shape," *Int. Journ. of Computer Vision*, vol. 72, pp. 195–215, 2007.
- [14] N. Paragios, "Shape-based segmentation and tracking in cardiac image analysis," *IEEE Trans on Medical Image Analysis*, pp. 402–407, 2003.
- [15] A. Kissi, C. Tilmant, A. De Cesare, A. Comte, L. Najman, A. Lalonde, P. Clarysse, M. Garreau, L. Sarry, and F. Frouin, "Initiative multi-centrique pour une plateforme d'évaluation en imagerie cardiaque," in *Journées RITS*, Lille, 2009.
- [16] C. Constantinides, R. El Berbari, A. de Cesare, Y. Chenoune, E. Roullot, A. Hermant, E. Mousseaux, and F. Frouin, "Development and evaluation of an algorithm for the automated segmentation of the left and right ventricles on cine MRI," *IRBM*, vol. 30, no. 4, pp. 188–191, 2009.
- [17] J. Cousty, L. Najman, M. Couprie, S. Clément-Guinaudeau, T. Goissen, and J. Garot, "Segmentation of 4D cardiac MRI : automated method based on spatio-temporal watershed cuts," *Image and Vision Computing*, vol. 28, no. 8, pp. 1229–1243, 2010.
- [18] J. Schaerer, C. Casta, J. Pousin, and P. Clarysse, "A dynamic elastic model for segmentation and tracking of the heart in MR image sequences," *Medical Image Analysis*, vol. 14, no. 6, pp. 738–749, 2010.
- [19] J. Fleureau, M. Garreau, A. Simon, R. Hachemani, and D. Boulmier, "Assessment of global cardiac function in MSCT imaging using fuzzy connectedness segmentation," in *Computers in Cardiology*, 2008, pp. 725–728.
- [20] J. Fleureau, M. Garreau, D. Boumier, and A. Hernandez, "3D multi-object segmentation of cardiac MSCT imaging by using a multi-agent approach," in *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, 2007, pp. 6004–7.
- [21] "Cardiac MR left ventricle segmentation challenge" http://smial.sri.utoronto.ca/LV_challenge/home.html, 2009.