



ELSEVIER
MASSON

Disponible en ligne sur www.sciencedirect.com

 ScienceDirect

ITBM-RBM 28 (2007) 117–123

IRBM

<http://france.elsevier.com/direct/RBMRET/>

Article original

Développement et évaluation d'une méthode de segmentation automatique de l'endocarde sur des images acquises par résonance magnétique

Development and evaluation of an automatic segmentation method of endocardial border in cardiac magnetic resonance images

R. El Berbari ^{a,b,c,*}, F. Frouin ^{a,b}, A. Redheuil ^{a,d}, E.-D. Angelini ^c, E. Mousseaux ^{a,d},
I. Bloch ^c, A. Herment ^{a,b}

^a Inserm U678, CHU Pitié-Salpêtrière, 91, boulevard de l'Hôpital, 75634 Paris cedex 13, France

^b Université Pierre-et-Marie-Curie, 75013 Paris, France

^c Département TSI, GET ENST, CNRS UMR 5141, 75013 Paris, France

^d Département de radiologie cardiovasculaire, AP-HP, hôpital européen Georges-Pompidou (HEGP), 75015 Paris, France

Reçu le 6 mars 2007 ; accepté le 4 juillet 2007

Disponible sur Internet le 24 août 2007

Résumé

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) cardiaque est une modalité d'imagerie performante non invasive, qui permet d'évaluer en un seul examen la fonction cardiaque et la viabilité myocardique. Pour le suivi des maladies ischémiques, la segmentation du ventricule gauche est une étape nécessaire. Cette étape, souvent réalisée d'une façon manuelle, est fastidieuse. Une nouvelle approche automatisée, permettant une détection précise de l'endocarde, est présentée. Elle prend en compte les problèmes dus à la présence des piliers dans la cavité et aux hétérogénéités dans la cavité causées par le flux sanguin. Pour homogénéiser la cavité, les images sont tout d'abord filtrées par les opérateurs connexes. Elles sont ensuite segmentées en utilisant un modèle déformable de type *GVF-snake* en deux étapes. Cette méthode ne nécessite aucun ajustement de paramètres. Les images de 13 patients ont été ainsi traitées sur trois niveaux de coupes. Une comparaison avec les contours tracés manuellement par un expert a été faite pour évaluer la segmentation obtenue. De très bons résultats ont été obtenus avec une moyenne de recouvrement surfacique de 90,7 % et une distance moyenne entre les deux contours de 0,6 pixel. Cette méthode peut donc être proposée pour une évaluation clinique plus large.

© 2007 Elsevier Masson SAS. Tous droits réservés.

Abstract

Cardiac magnetic resonance imaging (MRI) is one of the essential non-invasive modalities for the diagnosis of cardiovascular diseases. The main advantage of MRI compared to other techniques is its ability to study in only one examination the contraction and the viability. Left ventricle segmentation is very important to follow-up ischemic diseases. A novel approach to detect endocardial border on cardiac magnetic resonance (CMR) images is presented in this paper. It consists in filtering short axis CMR images, using connected operators (area-open and area-close filters) to homogenize the cavity, prior to the segmentation which is performed using *GVF-snake* algorithm in two steps. This method does not require a complicated parameters adjustment. Validation was performed on thirty-nine slices by comparing resulting segmentation to the manual contours traced by an expert. This comparison showed good results with an overall average similarity area of 90.7% and an average distance between the two contours of 0.6 pixel. Thus this method can be proposed for clinical evaluation.

© 2007 Elsevier Masson SAS. Tous droits réservés.

Mots clés : Évaluation ; Filtres connexes ; Imagerie par résonance magnétique cardiaque ; Modèles déformables ; Piliers ; Segmentation

Keywords: Cardiac MRI; Connected filters; Deformable models; Evaluation; Papillary muscles; Segmentation

* Auteur correspondant.

Adresse e-mail : relberba@imed.jussieu.fr (R. El Berbari).

1. Objectif

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une modalité non invasive en plein essor pour le diagnostic et le suivi des maladies cardiovasculaires.

Pour le suivi des maladies ischémiques, en particulier l'infarctus du myocarde, la fonction globale et régionale du ventricule gauche est un indicateur primordial et requiert l'acquisition d'une série d'images dite « ciné-IRM » synchronisées à l'électrocardiogramme (ECG). Après infarctus, distinguer entre muscle viable et muscle non viable est aussi essentiel pour définir la stratégie thérapeutique la plus adaptée au patient. Des études récentes [1,2] ont montré que les images de rehaussement tardif (RT), acquises 15 à 20 minutes après l'injection d'une double dose d'un produit de contraste, permettaient aux cliniciens de localiser les zones non viables qui sont alors caractérisées par une intensité de signal élevée [1]. Cependant, la distinction entre cavité et zone infarctée sur des images de RT n'est pas toujours évidente, car dans ces deux régions le niveau de gris est assez similaire.

Dans le but de quantifier le degré de transmuralité de l'infarctus, plusieurs algorithmes ont été proposés [3], utilisant une segmentation manuelle du myocarde, c'est-à-dire de l'endocarde et de l'épicarde. Récemment, nous avons montré [4] la faisabilité de réaliser cette segmentation sur l'image télé-diastolique de la série « ciné-IRM » qui présente un meilleur contraste entre la cavité et le myocarde que l'image de RT. Ensuite, ces contours ont été reportés sur les images de RT pour déterminer le myocarde infarcté. Cette étude de faisabilité ayant montré des résultats encourageants, notre objectif ici a été d'améliorer la phase de segmentation pour la rendre plus robuste et automatique.

De nombreuses méthodes ont été proposées pour la segmentation du ventricule gauche (VG) en IRM. Certaines méthodes s'appuient sur des techniques de classification en fonction des niveaux de gris de l'image [5] pour segmenter l'endocarde. Cependant, l'inclusion des piliers dans la cavité pour les coupes mi-ventriculaires reste un problème ouvert [6], car les méthodes utilisant l'information des niveaux de gris de l'image ou l'information de gradient ne permettent pas de différencier entre piliers et myocarde. En effet, les piliers sont des zones à faible niveau de gris (proche de l'intensité dans le myocarde), contrairement à la cavité qui présente des valeurs de niveaux de gris élevées.

D'autres méthodes utilisent les informations issues d'une segmentation faite par un expert comme aide pour la détection des contours, comme dans l'étude de Noble et al. [7] où un recalage non rigide dans un repère polaire est utilisé pour ensuite propager les contours tracés manuellement sur une phase du cycle à travers toute la séquence « ciné-IRM ». Par ailleurs, les méthodes s'appuyant sur la morphologie mathématique [8] pour la segmentation du ventricule réduisent l'intervention manuelle, mais souffrent toujours du réglage des paramètres.

De manière générale, les techniques qui incorporent des informations a priori dans le processus de la segmentation du ventricule gauche [9,10] ou même des deux ventricules gauche et droit simultanément [11] sont prometteuses.

Cependant, les variations importantes de taille et de forme d'un myocarde pathologique rendent difficile la construction du modèle. De plus, cette construction dépend toujours d'une segmentation manuelle sur un certain nombre de cas, en vue d'obtenir une initialisation proche des structures à segmenter.

Les contours actifs sont aussi largement utilisés pour la segmentation des images cardiaques [12–16]. Cependant les problèmes liés au manque de contraste entre le myocarde et la cavité, à l'inclusion des piliers, à l'hétérogénéité de la cavité due aux artefacts de flux d'une part, et la sensibilité de ces méthodes vis-à-vis de l'initialisation et du jeu de paramètres d'autre part, font que leur utilisation en clinique reste délicate. En recherche clinique, les contours restent le plus souvent tracés manuellement puisqu'aucune méthode n'apporte la solution adéquate et entièrement automatique.

Le but de ce travail est de réaliser une segmentation automatisée de l'endocarde procédant en deux étapes (§2.2). Tout d'abord, le principe de filtrage de l'image par des opérateurs d'ouverture et de fermeture surfaciques qui permettent l'inclusion des piliers à l'intérieur de la cavité est présenté (§2.3). Les principes de l'algorithme de contours actifs dit *GVF-snake* sont ensuite rappelés (§2.4). Cet algorithme est appliqué à deux reprises avec deux jeux de paramètres différents : une première fois sur l'image filtrée à partir d'un point situé dans la cavité comme initialisation, une seconde fois sur l'image originale, en prenant comme initialisation le contour trouvé à l'étape précédente, afin de suivre plus précisément l'endocarde. Ces deux étapes sont détaillées dans la section 2.5. L'évaluation au moyen de critères de recouvrement de surfaces et des distances maximales et moyennes (§2.6) se fait en comparant la segmentation obtenue avec des contours tracés manuellement par un expert. Finalement, les résultats obtenus sont présentés dans la section 3 et discutés dans la section 4.

2. Données et méthode de segmentation proposée

2.1. Base de données

Les données ont été acquises à l'hôpital européen Georges-Pompidou (HEGP) au sein du service de radiologie cardiovasculaire, sur une IRM de 1,5 T (Signa LX, General Electric Medical Systems, Waukesha, WI, États-Unis) suivant un protocole standard de viabilité myocardique : après l'injection d'une première dose (1,5 fois la dose standard) d'un produit de contraste (Gd DTPA), une étude de la perfusion au premier passage est acquise. Cinq minutes après, une deuxième dose (0,5 fois la dose standard) du produit de contraste est injectée et l'étude de fonction « ciné-IRM » est acquise en utilisant une séquence (*fast imaging employing steady state acquisition*) FIESTA synchronisée avec l'ECG. Les images de rehaussement tardif sont acquises 15 à 20 minutes après la première injection.

Treize patients ont été inclus dans cette étude. Pour chaque patient, des images petit-axe ont été acquises à trois niveaux de coupe, basal, médian et apical, avec les paramètres suivants : un angle de bascule $\alpha = 40^\circ$, un temps d'écho TE = 2 ms, un temps

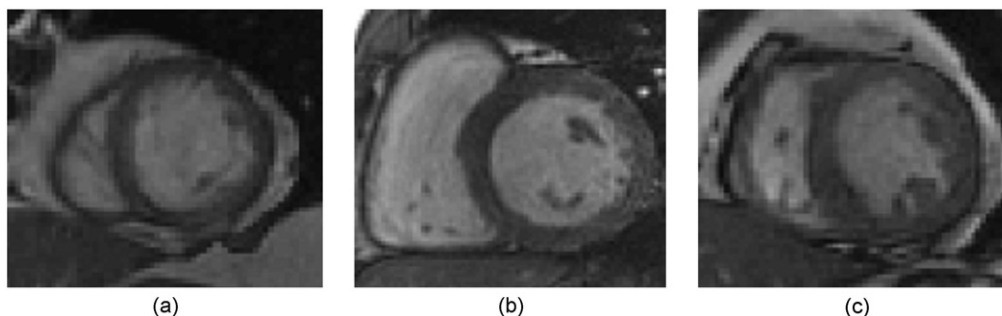


Fig. 1. Exemple de trois coupes petit-axe montrant l'hétérogénéité de la cavité (a), des piliers inclus dans la cavité (b), des piliers rattachés au myocarde (c).

de répétition TR = 5 ms, une épaisseur de coupe de 8 mm, une résolution temporelle de 60 ms.

La Fig. 1 illustre trois images petit-axe difficiles à segmenter étant donné l'hétérogénéité de la cavité (a), ou la présence des piliers qui sont soit complètement à l'intérieur de la cavité (b), soit rattachés au myocarde (c).

2.2. Principe général de la méthode de segmentation

Pour aboutir à une détection précise de l'endocarde sur les images de « ciné-IRM », la chaîne de traitement présentée sur la Fig. 2 est mise en place pour chaque niveau de coupe. Tout d'abord, l'image originale est filtrée en appliquant successivement une ouverture puis une fermeture surfaciques (§2.3) dans le but d'inclure les piliers à l'intérieur de la cavité et de la rendre homogène. La carte de contour est obtenue en appliquant le détecteur de Canny à l'image filtrée, avec les paramètres suivants : ($\sigma = 1$) pour le filtre gaussien et ($S_b = 0,036$; $S_h = 0,08$) pour le seuillage avec hystérésis. L'initialisation de la segmentation de chaque niveau de coupe se fait en cliquant un point à l'intérieur de la cavité.

L'application du modèle déformable choisi sur l'image filtrée avec des paramètres qui contraignent fortement la courbure du contour fournit une première segmentation qui garantit l'inclusion des piliers dans la cavité. Le contour issu de cette première segmentation se situe généralement à l'intérieur de la cavité, la distance le séparant du contour optimal pouvant atteindre deux ou trois pixels. Il est alors raffiné dans la seconde étape en prenant comme initialisation ce premier contour et en appliquant le modèle déformable avec un jeu de paramètres moins contraignant sur la forme afin d'ajuster le contour et de

l'accrocher aux petits détails se trouvant à la frontière de la cavité. Le gradient de l'image originale est utilisé dans cette étape de segmentation.

2.3. Filtrage par ouverture et fermeture surfaciques

Des méthodes pour segmenter les piliers séparément ont été proposées dans la littérature [17]. Dans cet article, l'approche retenue consiste à filtrer les images avant de les segmenter. L'objectif est de transformer l'image en une image constituée de régions homogènes. Une région homogène L_h de niveau h est définie comme l'ensemble connexe constitué des pixels $\{p \in I / g(p) = h\}$, g étant la fonction de niveau de gris. Les opérateurs connectés sont utilisés pour de tels cas. L'ouverture surfacique d'une image I avec un paramètre λ est une image constituée essentiellement d'ensembles connexes de taille supérieure à λ . L'algorithme rapide développé par Meijster et Wilkinson [18] a été utilisé. Le principe de l'ouverture surfacique peut se résumer de la façon suivante : une racine R_h est associée à chaque région L_h de surface S_h de l'image. Le voisinage V_h de L_h est défini comme l'ensemble des pixels voisins de chaque élément de la région L_h , n'appartenant pas à L_h . Initialement, chaque pixel est considéré comme une région réduite à un singleton. Progressivement, les différentes régions L_h sont fusionnées. La racine R_p de tout pixel p appartenant au voisinage V_h de L_h est extraite. La fusion de la région L_p à la région L_h est effectuée si le niveau de gris de R_p est inférieur ou égal à celui de R_h et si la surface S_p de L_p est inférieure à λ . La région résultante a pour racine R_p . Le processus s'arrête lorsque le critère n'est plus vérifié par aucune région. La dernière étape consiste à attribuer à chaque pixel le

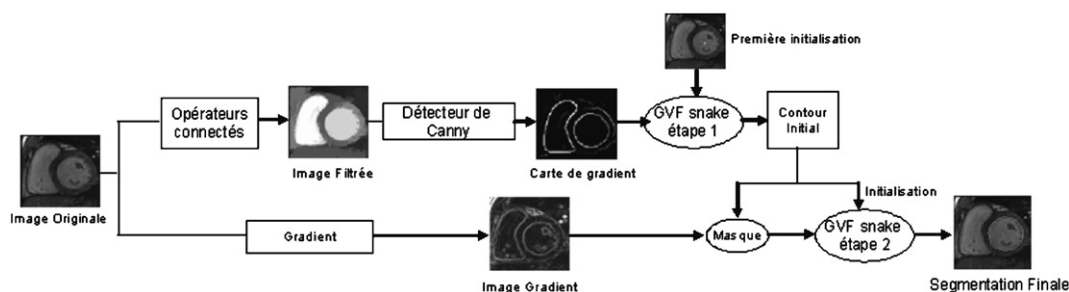


Fig. 2. Schéma de principe de la méthode de segmentation proposée.

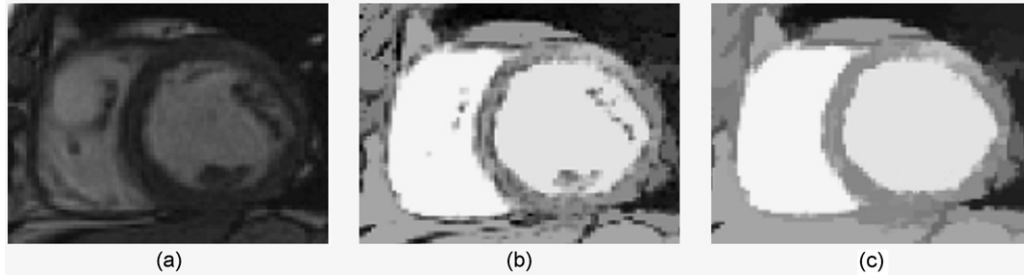


Fig. 3. Illustration du filtrage par ouverture et fermeture surfaciques. Image originale (a), image après ouverture surfacique ($\lambda = 800$) (b), image après fermeture surfacique de l'image b (c).

niveau de gris de sa racine. La Fig. 3 montre une coupe petit-axe (a), l'ouverture surfacique (b) et la fermeture (définie par dualité) de l'image ouverture (c) pour une valeur de λ égale à 800. Cet exemple montre comment les muscles papillaires qui correspondent à des zones de niveau de gris peu intense sont fusionnées à l'intérieur d'une région de niveau de gris plus élevé.

2.4. Segmentation par modèle déformable

Dans ce travail, la segmentation est réalisée avec un modèle déformable appelé *GVF-snake* [19] qui utilise une diffusion du gradient dans l'énergie externe. Son principe est repris ici brièvement : le contour est représenté par une courbe paramétrée par la variable s , $X(s)=[x(s),y(s)]$, avec $s \in [0,1]$, qui évolue dans le domaine spatial de l'image de façon à vérifier un équilibre (équation 1) entre des forces internes (équation 2) et des forces externes (équation 3) :

$$F_{\text{int}} + F_{\text{ext}} = 0, \quad (1)$$

$$F_{\text{int}} = \alpha X''(s) - \beta X''''(s), \quad (2)$$

$$F_{\text{ext}} = \kappa V(x, y) + \kappa_b P(x, y) \quad (3)$$

Les paramètres α et β contrôlent respectivement l'élasticité et la rigidité du contour, $X''(s)$ et $X''''(s)$ représentant les dérivées seconde et d'ordre quatre de $X(s)$ par rapport à s .

Les forces externes sont constituées d'une force de pression dynamique P orthogonale au contour et d'un champ de gradient diffusé (GVF) : $V(x,y)=[u(x,y), v(x,y)]$, défini de façon à minimiser la fonctionnelle d'énergie décrite par l'équation 4 :

$$\varepsilon = \int \int \mu_{gvf} (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 \cdot |V - \nabla f|^2 dx dy \quad (4)$$

La fonction f représente la carte des contours, u_x, u_y les dérivées de u par rapport à x et y , v_x, v_y les dérivées de v par rapport à x et y . Cette formulation a pour conséquence que V est quasiment égal au gradient de la carte de contours f quand le gradient est élevé et elle force le champ de vecteur à varier lentement dans les régions homogènes où le gradient est faible. Le paramètre μ_{gvf} est le paramètre de régularisation du vecteur gradient, κ est la pondération des forces de gradient et κ_b celle de la force de pression. Ainsi, le modèle déformable dépend de cinq paramètres : $\alpha, \beta, \kappa, \kappa_b, \mu_{gvf}$.

2.5. Mise en œuvre pour la segmentation de l'endocarde

La segmentation de l'endocarde s'appuie sur les deux méthodes présentées dans les sections 2.3 et 2.4 et se fait en deux étapes.

2.5.1. Première étape

Une région d'intérêt rectangulaire autour du ventricule gauche est définie. Chaque image résultante est filtrée par une ouverture puis une fermeture surfaciques en prenant pour paramètre un ensemble de valeurs λ qui varient de 100 à 600 pour les coupes apicales et de 500 à 1500 pour les coupes médianes et basales, le pas de variation de λ étant égal à 50. Pour chaque valeur de λ , un premier contour est obtenu avec un modèle déformable de paramètres : $\alpha = 1$; $\beta = 40$; $\kappa = 1,6$; $\kappa_b = 0,7$; $\mu_{gvf} = 0,3$. La valeur élevée de β garantit l'obtention d'un contour sans forte courbure.

Pour chaque valeur de λ , le rapport R_i est calculé suivant l'équation 5 :

$$R_i = \frac{S_i}{\lambda_i} \quad (5)$$

S_i désignant la surface de la cavité segmentée. La valeur optimale de λ est obtenue lorsque R_i est minimum (Fig. 4). Ce minimum est toujours proche de 1, ce qui signifie que la segmen-

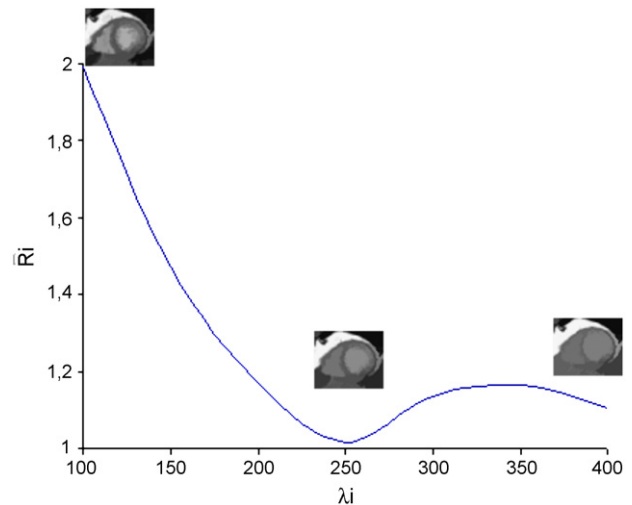


Fig. 4. Variation en fonction des valeurs de λ , du rapport R_i entre la surface segmentée et la valeur de λ .

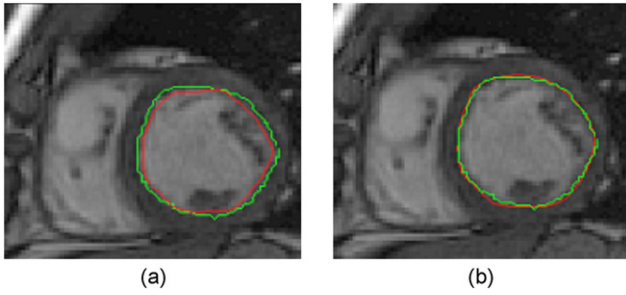


Fig. 5. Illustration du processus de segmentation. En rouge, (a) contours obtenus par la première étape de segmentation, (b) contours obtenus par la seconde étape de segmentation. En vert, contour manuel tracé par l'expert.

tation obtenue correspond approximativement à l'une des zones homogènes dans l'image filtrée. Cette optimisation permet un réglage automatique de λ adapté à la morphologie de chaque patient.

2.5.2. Seconde étape

La segmentation finale est obtenue lors d'une seconde application du modèle déformable, utilisant le contour approximatif de la première étape comme initialisation. Ayant constaté expérimentalement que le contour issu de la première étape était toujours suffisamment proche du contour idéal, nous masquons la carte de gradient de l'image originale pour garder uniquement les informations de l'image comprises entre le contour initial et sa dilatation de trois pixels. Pour cette étape, de plus faibles valeurs de β , κ_b et μ_{gvf} sont utilisées ($\alpha = 1$; $\beta = 1$; $\kappa = 1,6$; $\kappa_b = 0,1$; $\mu_{gvf} = 0,1$) pour permettre au contour de s'accrocher aux petits détails de la cavité en utilisant l'information de gradient de l'image originale.

La Fig. 5 illustre les contours obtenus par les deux étapes de la segmentation automatique et le contour tracé manuellement par un expert sur l'exemple de la Fig. 3.

2.6. Évaluation

2.6.1. Indice de contraste

Un indice de contraste entre le myocarde et la cavité pour évaluer la qualité des images a été calculé pour chaque niveau de coupe suivant l'équation 6 :

$$I_c = \frac{E_c - E_s}{E_c} \quad (6)$$

E_c désignant la moyenne du niveau de gris à l'intérieur d'une région d'intérêt de la cavité et E_s , celle d'une région située dans le septum.

2.6.2. Qualité de la segmentation

Une méthode classique pour valider la segmentation [12] est de comparer la surface obtenue avec celle obtenue par une segmentation de référence. Les contours manuels ont été tracés par un cardiologue expert. La mesure de similarité surfacique entre la segmentation automatique et le contour manuel est définie par l'équation 7 :

$$M_s = \frac{|S_a \cap S_m|}{|S_a \cup S_m|} \quad (7)$$

S_a (respectivement S_m) désignant la surface limitée par la segmentation automatique (respectivement manuelle) et $|S|$ le nombre de pixels appartenant à S . En plus de la mesure de similarité surfacique, les distances moyennes et maximales non signées entre les deux contours ont été calculées.

3. Résultats

Trente-neuf images extraites de la séquence « ciné-IRM », correspondant à la phase télédiastolique durant laquelle sont acquises les images de RT, ont été segmentées. Toutes les images ont été analysées en deux étapes, en utilisant les valeurs des paramètres du modèle déformable indiquées dans la section 2.5. La Fig. 6 montre les résultats obtenus par la segmentation automatique sur les exemples présentés sur la Fig. 1. Elle montre, d'une part, la capacité de la méthode à englober les piliers et, d'autre part, que la segmentation automatique est proche de la segmentation manuelle.

Une analyse statistique a montré que le contraste entre la cavité et le myocarde était moindre dans les coupes apicales que dans les coupes médianes et basales. En effet, sa moyenne est de $0,53 \pm 0,015$ pour les coupes apicales ; $0,60 \pm 0,007$ pour les coupes médianes et $0,64 \pm 0,01$ pour les coupes basales. Un test t de Student a montré une différence significative entre le contraste calculé sur les coupes apicales et le contraste calculé sur les coupes médianes ($p < 0,02$). De même, le contraste dans les coupes apicales est significativement moindre que dans les coupes basales ($p < 0,003$).

Le Tableau 1 présente, pour toutes les coupes, le pourcentage de recouvrement surfacique et les distances moyennes et

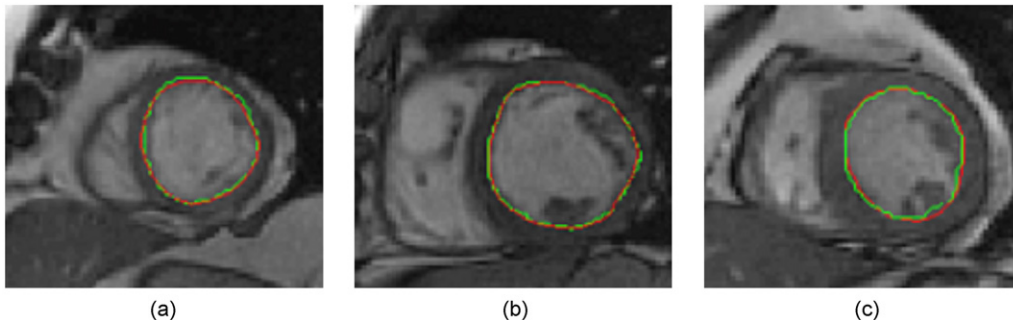


Fig. 6. Résultats de la segmentation sur les exemples de la figure 1, en vert contour manuel tracé par l'expert, en rouge contour estimé par la méthode présentée.

Tableau 1
Paramètres d'évaluation de la segmentation

	Coupe apicale			Coupe médiane			Coupe basale		
	M _s	D-max	D-moy	M _s	D-max	D-moy	M _s	D-max	D-moy
P1	89,28	1,41	0,42	96,19	1,5	0,41	92,97	1,8	0,6
P2	91,22	1	0,36	85,56	1,6	0,48	93,79	1,53	0,5
P3	90,51	1,23	0,28	89,32	2,23	0,64	92,88	2	0,67
P4	91,34	1,41	0,47	94,41	0,41	0,1	93,03	0,56	0,17
P5	89,72	1	0,38	90,56	1,41	0,38	90,51	1,41	0,43
P6	88,91	1,41	0,38	95,14	2	0,54	93,3	2	0,64
P7	90,21	2,36	1,15	91,06	2	0,84	94,37	1,4	0,59
P8	94,03	1	0,48	92,45	2	0,69	93,79	2	0,33
P9	88,1	2	0,94	93,43	2	0,72	92,03	2	0,7
P10	92,65	2	0,52	95,57	1,4	0,51	94,81	1	0,42
P11	74,77	2	0,98	83,9	2,2	0,87	88,02	2	0,64
P12	87,6	2	0,75	92,56	2	0,57	91,71	2	0,83
P13	70,95	5	2,13	93,86	1,4	0,51	91,65	2	0,81
Moyenne	87,63	1,83	0,71	91,85	1,7	0,56	92,53	1,67	0,56
Écart-type	6,83	1,05	0,5	3,75	0,49	0,2	1,8	0,46	0,18

M_s : mesures de similarité surfacique exprimées en pourcentage ; D-moy : distances moyennes exprimées en pixel ; D-max : distances maximales exprimées en pixel.

maximales entre les deux contours. Un très bon accord avec la segmentation manuelle est obtenu avec une moyenne de $90,7 \pm 5\%$ pour le pourcentage du recouvrement surfacique et un écart moyen entre les deux contours de $0,6 \pm 0,3$ pixel. Le pourcentage de recouvrement surfacique entre les deux contours est toujours supérieur à 84, sauf pour deux coupes apicales, qui ont des valeurs respectives de 75 et 71. Ces deux coupes ont comme point commun une hétérogénéité de la cavité et un faible contraste entre le myocarde et la cavité.

Le pourcentage de recouvrement surfacique pour les coupes apicales est significativement inférieur (test *t* de Student) à celui obtenu pour les coupes médianes et basales (Tableau 1).

4. Discussion

Cet article présente une méthode de segmentation automatique pour la détection de l'endocarde sur des images petit-axe de « ciné-IRM ». Cette méthode, robuste, permet d'inclure les piliers et de prendre en compte l'hétérogénéité de la cavité. Les filtres d'ouverture et de fermeture surfaciques ont été utilisés pour fusionner les zones de niveaux de gris correspondant aux piliers dans la cavité. Le réglage du paramètre λ se fait automatiquement et est ainsi adapté à la morphologie de chaque patient. L'utilisation du modèle déformable avec diffusion de gradient et des paramètres de rigidité importants aboutit à une première segmentation qui permet l'inclusion des piliers dans la cavité. Cette première segmentation est raffinée dans une seconde étape, qui utilise l'information de gradient de l'image originale dans une région proche de la segmentation initiale. Ainsi, une segmentation précise de l'endocarde est obtenue.

Dans ce travail, les paramètres du modèle déformable ont été optimisés et fixés aux mêmes valeurs pour l'ensemble des images. De plus, l'initialisation du modèle est très simple puisqu'elle se limite à choisir un point à l'intérieur de la cavité. Cela constitue un point fort de la méthode qui permet de

s'affranchir du choix d'une initialisation de qualité. Par conséquent, l'application de cette méthode sur les données cliniques est envisageable.

Pour évaluer la qualité de la segmentation obtenue, une mesure de similarité surfacique ainsi que les distances moyennes et maximales entre le contour obtenu et un contour tracé manuellement ont été calculées. Les résultats montrent un très bon accord avec une moyenne de $90,7 \pm 5\%$ pour le pourcentage du recouvrement surfacique et un écart moyen entre les deux contours de $0,6 \pm 0,3$ pixel. Cette distance correspond à un écart de $0,88 \pm 0,44$ mm, qui peut être comparée à la distance moyenne de $1,28 \pm 0,28$ mm obtenue dans l'étude de Kauss et al. [9].

Pour les coupes apicales, le recouvrement surfacique est plus faible que celui des coupes médianes et basales, et ce, de façon significative. Cela semble être lié au plus faible contraste entre la cavité et le muscle myocardique à ce niveau de coupe. Or il est connu sur le plan physiologique que le flux sanguin, allant de la base du cœur vers l'apex, a une valeur plus élevée au niveau des coupes basales qu'au niveau des coupes apicales. La valeur du signal dans la cavité étant liée au flux, il en résulte que le contraste entre le myocarde et la cavité est plus important dans les coupes basales que dans les coupes apicales.

L'approche 2D de segmentation proposée peut être facilement étendue en 3D en utilisant les versions 3D des algorithmes. Cependant, même si les nouvelles séquences d'IRM fournissent des acquisitions « 3D », ces volumes d'images restent anisotropes, la résolution spatiale dans le plan de l'image étant beaucoup plus élevée que celle dans la direction des coupes. Il faudrait alors considérer cette troisième dimension différemment des deux dimensions du plan de coupe et introduire des paramètres supplémentaires pour gérer l'anisotropie. De plus, les variations de niveau de gris d'une coupe à l'autre dues au flux sanguin, aux mouvements du patient et aux artefacts respiratoires représentent une difficulté supplémentaire dont il faudrait tenir compte dans une version 3D du filtrage.

Ainsi, le traitement séparé des données 2D multicoupes convient aux applications cliniques pour lesquelles le modèle standard de découpage du ventricule gauche en 17 segments [20] est utilisé.

5. Conclusion

Une méthode de segmentation robuste et automatique, permettant une détection précise de l'endocarde, est présentée. Elle permet de surmonter les problèmes dus à la présence des piliers en les incluant dans la cavité et aux hétérogénéités de niveau de gris dans la cavité dues aux artefacts de flux. Appliquée à une première base de données cliniques, cette méthode s'avère simple d'emploi et fiable. Cela nous encourage à tester la méthode en recherche clinique puisque le nombre de cas où le médecin doit modifier les contours est a priori réduit.

De premiers résultats ont été obtenus pour l'épicarde, par une technique de modèle déformable, à partir de la segmentation de l'endocarde et d'une estimation de l'épaisseur du myocarde [21].

Une segmentation du myocarde pourra alors être reportée sur les images de RT, afin de quantifier automatiquement les régions infarciées. De plus, les premiers résultats obtenus avec cette méthode pour segmenter le ventricule droit sont encourageants, et une segmentation automatique de ce ventricule de forme plus complexe que le VG doit pouvoir être proposée, à terme.

Références

- [1] Gerber BL, Garot J, Bluemke DA, Wu KC, Lima JA. Accuracy of contrast-enhanced magnetic resonance imaging in predicting improvement of regional myocardial function in patients after acute myocardial infarction. *Circulation* 2002;106(9):1083–9.
- [2] Beek AM, Kuhl HP, Bondarenko O, Twisk JW, Hofman MB, van Dockum WG, et al. Delayed contrast-enhanced magnetic resonance imaging for the prediction of regional functional improvement after acute myocardial infarction. *J Am Coll Cardiol* 2003;42(5):895–901.
- [3] Hsu LY, Natanzon A, Kellman P, Hirsch GA, Aletras AH, Arai AE. Quantitative myocardial infarction on delayed enhancement MRI. Part I: animal validation of an automated feature analysis and combined thresholding infarct sizing algorithm. *J Magn Reson Imaging* 2006;23(3):298–308.
- [4] El Berbari R, Kachenoura N, Redheuil A, Bloch I, Mousseaux E, Frouin F. Using cine-MR images to evaluate myocardial infarct transmuralities on delayed enhancement images. *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: from Nano to Macro* 2006:145–8.
- [5] Lynch M, Ghita O, Whelan PF. Automatic segmentation of the left ventricle cavity and myocardium in MRI data. *Comput Biol Med* 2006;36(4):389–407.
- [6] Monitillo A, Metaxas D, Axel L. Automated segmentation of the left and right ventricles in 4D cardiac SPAMM images. *MICCAI 2002:LNCS* 2488:620–33.
- [7] Noble NM, Hill DL, Breeuwer M, Schnabel JA, Hawkes DJ, Gerritsen FA, et al. Myocardial delineation via registration in a polar coordinate system. *Acad Radiol* 2003;10(12):1349–58.
- [8] Cousty J, Najman L, Couprie M, Guinaudeau A, Goissen T, Garot J. Automated, Accurate and fast Segmentation of 4D cardiac MR Images. *FIMH 2007:LNCS* 4466:474–83.
- [9] Kaus M, Berg J, Weese J, Niessen W, Vladimir P. Automated segmentation of the left ventricle in cardiac MRI. *MICCAI 2003:LNCS* 2878:432–9.
- [10] Zhu Y, Papademetris X, Duncan JS, Sinusas A. Cardiac MR Images segmentation with incompressibility constraint. *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: from Nano to Macro* 2007:185–8.
- [11] Makela T, Pham Q, Clarysse P, Nenonen J, Lotjonen J, Sipila O. A 3D model based registration approach for the PET, MR, and MCG cardiac data fusion. *Med Image Anal* 2003;7:377–89.
- [12] Pluempitiwiriwajew C, Moura JM, Wu YJ, Ho C. STACS: new active contour scheme for cardiac MR image segmentation. *IEEE Trans Med Imaging* 2005;24(5):593–603.
- [13] Graves MJ, Berry E, Eng AA, Westhead M, Black RT, Beacock DJ, et al. A multicenter validation of an active contour-based left ventricular analysis technique. *J Magn Reson Imaging* 2000;12(2):232–9.
- [14] Garcia de Pablo M, Malpica N, Ledesma Carbayo M, Jiménez-Borreguero L, Santos A. Semi automatic estimation and visualization of left ventricle volumes in cardiac MRI. *Comput Cardiol* 2005;32:399–402.
- [15] Tanki N, Murase K, Kumashiro M, Momoi R, Yang X, Tabuchi T, et al. Quantification of left ventricular volumes from cardiac cine MRI using active contour model combined with gradient vector flow. *Magn Reson Med Sci* 2005;4(4):191–6.
- [16] Jolly M. Automatic segmentation of the left ventricle in cardiac MRI and CT images. *Int J Comput Vis* 2006;70:151–63.
- [17] Spreuwers L, Bangma S, Meerwaldt R, Vonken E, Breeuwer M. Detection of trabeculae and papillary muscles in cardiac MR images. *Comput Cardiol* 2005;32:415–8.
- [18] Meijster A, Wilkinson M. A comparison of algorithms for connected set openings and closings. *IEEE Trans Patt Anal Mach Intell* 2002;24:484–94.
- [19] Xu C, Prince J. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Trans Med Imag* 1998;7:359–69.
- [20] Cerqueira M, Weissman NJ, Dilsizian V, Jacobs AK, Kaul S, Laskey W. Cardiac imaging committee of the council on clinical cardiology of the imaging of the heart: a statement for healthcare professionals from the standardized myocardial segmentation and nomenclature for tomographic. *Circulation* 2002;105:539–42.
- [21] El Berbari R, Bloch I, Redheuil A, Angelini E, Mousseaux E, Frouin F. An automated myocardial segmentation in cardiac MRI. *Proceedings of IEEE EMBS* 2007.