

# Segmentation du cœur dans des séquences d'images 3D TEMP par ensemble de niveaux.

*A levelset based method for segmenting the heart in 3D+T gated SPECT images.*

Arnaud Charnoz<sup>1</sup>

Diane Lingrand<sup>1</sup>

Johan Montagnat<sup>2</sup>

<sup>1</sup> CReATIVe, I3S, CNRS/UNSA  
B.P.121 - F06903 Sophia Antipolis Cédex - FRANCE

<sup>2</sup> Creatis, CNRS/INSA Lyon  
F69621 Villeurbanne Cédex - FRANCE

lingrand@i3s.unice.fr

## Résumé

Les méthodes de segmentation par ensembles de niveaux ont été introduites en imagerie médicale par Malladi *et al* en 1995. Dans ce papier, nous nous intéressons à la segmentation du myocarde dans des séquences temporelles d'images TEMP (Tomographie à Émission Mono-Photonique). Nous présentons différentes améliorations de la méthode originale, accélérant la convergence de l'algorithme et améliorant la qualité de la segmentation finale.

Nous avons étudié différents critères d'évolution, prenant en compte la nature dynamique des séquences d'images du cœur. A chaque étape de l'algorithme de segmentation, nous avons comparé différentes solutions afin de réduire à la fois le temps de segmentation et d'augmenter la qualité du résultat.

Nous avons développé une plate-forme modulaire, incluant la visualisation 3D+T, afin d'expérimenter les solutions proposées et de régler les différents paramètres de l'algorithme. Nous montrons les résultats de segmentation sur des images simulées et sur des images réelles acquises par procédé TEMP.

## Mots Clés

Segmentation, EDP, ensembles de niveaux, séquences cardiaques TEMP.

## Abstract

### Keywords

*Levelset methods were introduced in medical images segmentation by Malladi et al in 1995. In this paper, we propose several improvements of the original method to speed up the algorithm convergence and to improve the quality of the segmentation in the case of cardiac gated SPECT images.*

*We studied several evolution criterions, taking into account the dynamic property of heart image sequences. For each step of the segmentation algorithm, we have compared different solutions in order to both reduce time and improve quality.*

*We have developed a modular segmentation tool with 3D+T visualization capabilities to experiment the proposed solutions and tune the algorithm parameters. We show segmentation results on*

*both simulated and real SPECT images. Segmentation, PDE, levelsets, gated TEMP cardiac sequences.*

## 1 Motivations

Les maladies cardio-vasculaires constituent la première cause de mortalité dans les pays industrialisés. L'imagerie fonctionnelle cardiaque telle que l'imagerie TEMP (Tomographie à Émission Mono-Photonique) constitue une méthode d'investigation peu invasive, utile pour le diagnostic médical cardiaque. Cependant, un haut niveau de bruit et une faible résolution rendent ces images difficiles à interpréter. De plus, les propriétés dynamiques des séquences 3D d'images du cœur font de l'analyse manuelle de ces images une tâche particulièrement fastidieuse.

Dans ce papier, nous proposons une méthode de segmentation automatique des contours du cœur, basée sur une méthode d'évolution d'ensembles de niveaux. Le modèle résultant peut être utilisé pour le calcul de paramètres dynamiques quantitatifs utiles pour un diagnostic médical tels que les variations de volume du ventricule gauche du cœur ou les variations d'épaisseur du muscle cardiaque. Ces paramètres permettent un calcul précis d'indicateurs cliniques tels que la fraction d'éjection. En combinant les informations d'intensité TEMP avec le modèle géométrique obtenu par la segmentation, on peut localiser très précisément des zones nécrosées du muscle cardiaque et estimer la viabilité du tissu.

Dans les sections suivantes, nous nous intéressons à la première étape de ce processus, c'est-à-dire la segmentation. Automatiser l'étape de segmentation des images TEMP est un problème difficile, en raison du manque d'informations (la résolution est faible), aux contours flous, au niveau de bruit élevé, au faible contraste et au besoin d'obtenir des résultats fiables.

Nous utilisons une approche basée modèle pour la segmen-

tation du cœur. Différents modèles géométriques existent (voir [12] pour un revue). Les premières méthodes de segmentation apparues dans la littérature faisaient intervenir des contours explicites 2D [9]. Elles furent rapidement étendues aux surfaces en 3D [17]. Les méthodes par ensemble de niveaux constituent une représentation alternative des surfaces implicites et sont dues à Osher et Sethian [13] ainsi que Caselles [3]. Cela a été introduit en segmentation d'images médicales par Malladi et Sethian [10].

La plupart des algorithmes de reconnaissance de forme nécessitent la connaissance de la topologie des objets à segmenter. Il est possible de gérer des changements de topologies avec des représentations en maillage [11]. Cependant, les méthodes par ensembles de niveaux permettent d'effectuer des changements de topologie pendant le processus de segmentation sans introduire de complexité supplémentaire. Ces méthodes ont largement été utilisées en segmentation [4, 5, 14, 8, 6, 7].

## 2 Présentation des méthodes de segmentation par ensemble de niveaux.

Dans les méthodes par ensembles de niveaux, la surface  $C$  est implicitement définie comme l'ensemble de niveau 0 d'une fonction de dimension supérieure  $u$ . Partant d'une forme donnée  $C_0$ , le modèle est capable d'évoluer vers les bords de l'objet à segmenter selon la loi d'évolution du premier ordre :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \vec{N} = (F_{int} + F_{ext}) \vec{N} \quad (1)$$

où  $F$  est la force appliquée sur la surface et  $\vec{N}$  le vecteur normal à la surface. Cette force peut être décomposée en deux termes :

- une force interne  $F_{int}$ , imposant une contrainte de régularité de la surface, et
- une force externe,  $F_{ext}$ , terme d'attache aux données contrôlant la convergence de la forme du modèle de forme vers les données.

Par soucis de clarté, nous allons expliquer l'approche par ensemble de niveaux dans les cas d'images 2D. Étant donné un contour initial  $C_0$ , la fonction d'ensemble de niveaux est initialisée comme  $u(x, y) = d((x, y), C_0)$  où  $d$  désigne la distance signée (voir figure 1). Le contour initial est alors défini par  $C_0 = \{(x, y) | u(x, y) = 0\}$ .  $u$  est ainsi représenté comme une carte des distances signées. À l'extérieur du contour, les valeurs de la carte des distances sont positives, à l'intérieur, elles sont négatives.

Selon la théorie de la méthode par ensembles de niveaux [10], l'évolution du modèle (équation 1) correspond à l'évolution de la carte des distances vérifiant ([10]) selon l'équation :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = F \|\nabla u\| = (F_{int} + F_{ext}) \|\nabla u\| \quad (2)$$

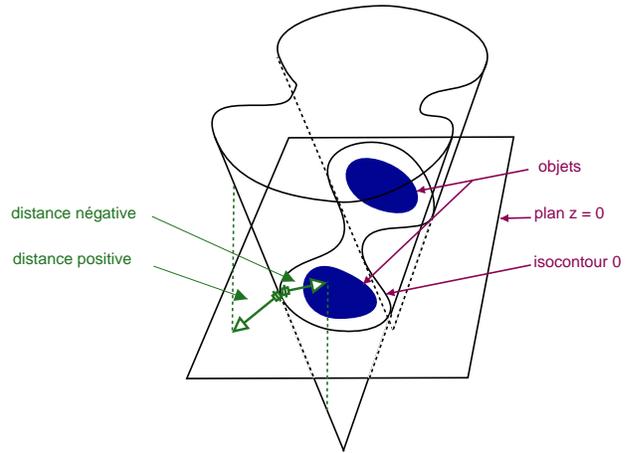


FIG. 1 – Carte des distances  $u$ , en dimension 2

où  $u(x, y, t)$  est la carte des distances en évolution. Cette équation est valide uniquement sur le contour. Par conséquent, la propriété de carte de distance pour  $u$  n'est pas préservée. Afin de résoudre ce problème, il est nécessaire de réinitialiser  $u$  régulièrement afin de le faire correspondre à une véritable carte des distances, c'est-à-dire d'imposer la contrainte  $\|\nabla u\| = 1$ .

La formulation par ensemble de niveaux se généralise aisément en 3D en considérant une carte des distances de dimension supérieure. On peut alors considérer le modèle de surface pour une segmentation d'images 3D ou 3D+T. L'équation 2 est résolue après discrétisation en utilisant un schéma numérique explicite.

Les étapes de l'algorithme de segmentation sont les suivantes :

**Initialisation :** configuration initiale de la surface

**Boucle :**

**Calcul des forces :** définies par un critère

**Évolution de la carte des distances :** en utilisant l'équation 2

**Réinitialisation de la carte des distances :** afin d'imposer la contrainte  $\|\nabla u\| = 1$ . (réinitialiser seulement toutes les  $n$  itérations)

**Convergence :** on itère jusqu'à convergence de l'algorithme (nécessite un critère d'arrêt)

Dans les sections suivantes, nous étudions chaque étape de cet algorithme afin d'optimiser le processus de segmentation. Nous utilisons pour cela des données synthétiques (non bruitées ou bruitées avec différents niveaux de bruit gaussien) réalisées à partir de formes géométriques simples ou de formes plus réalistes, c'est-à-dire de formes similaires à celle d'un ventricule gauche réel. Nous avons également utilisé des images TEMP simulées obtenues par la méthode MCAT [15] ainsi que des images réelles fournies par le professeur Jacques Darcourt de l'hôpital Pasteur (Nice, France).

### 3 Initialisation

Une idée simple pour l'initialisation consiste à considérer une sphère centrée au centre de l'image et de diamètre la moitié de la plus petite des dimensions de l'image. Cependant, cette approche naïve initialise le contour loin de l'objet à segmenter : une grande partie du temps consacré à la convergence va être consacrée à se rapprocher du contour final.

Nous avons réduit le temps de segmentation en éliminant cette phase de convergence lointaine à l'aide de techniques simples de traitement d'images, permettant une initialisation de la surface bien plus proche du résultat recherché. L'image est ainsi lissée par un filtre gaussien afin de réduire le bruit. La moyenne et la variance des intensités de l'image sont alors calculées. Un seuil est calculé en fonction de cette moyenne et cette variance afin d'éliminer une grande partie du fond. Ensuite, une opération morphomathématique d'ouverture est appliquée afin d'éliminer les objets petits dus au bruit et de fusionner des composantes proches. On extrait la surface de séparation de l'image binaire résultante afin d'initialiser la carte des distances (voir section 5).

### 4 Critère d'évolution et paramètres

La plupart des critères d'évolution proposés dans la littérature pour les méthodes de segmentation sont des critères spatiaux [8]. Dans le cas de séquences temporelles, ces critères ne permettent que de segmenter chaque volume indépendamment les uns des autres. Le premier critère que nous avons implémenté n'utilise que des informations d'intensités. Il fait l'hypothèse que l'image est composée de régions d'intensité uniforme (correspondant aux objets à segmenter) et d'un fond uni.

$$\frac{\partial u}{\partial t} = (4(I - \mu_{int})^2 - (I - \mu_{ext})^2 + \lambda\kappa) \|\nabla u\| \quad (3)$$

où :

- $\kappa$  représente la courbure de  $u$ , ce terme a pour but de lisser plus ou moins fort la surface en fonction du  $\lambda$ ,
- $\mu_{ext}$  est l'intensité moyenne de la partie extérieure au modèle,
- $\mu_{int}$  est l'intensité moyenne de la partie intérieure au modèle, et
- $I$  est l'intensité de l'image.

Ce critère, basé sur l'hypothèse d'un fond et d'un objet à segmenter d'intensité constante est une approximation grossière pour les images TEMP, compte-tenu du niveau de bruit, de l'inhomogénéité du cœur et des déficiences de la perfusion causant des variations du signal.

Un critère plus élaboré utilise à la fois les informations de moyenne et de variance de l'intensité, permettant ainsi la segmentation de régions non uniformes (régions texturées). Ce critère possède l'avantage d'être la dérivée exacte de l'énergie malgré des termes dépendant de la région (moyenne, variance) [8].

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t} &= (2 \log(1 + \sigma_{int}^2) - \log(1 + \sigma_{ext}^2)) \\ &+ 2 \frac{(I - \mu_{int})^2 - \sigma_{int}^2}{1 + \sigma_{int}^2} \\ &- \frac{(I - \mu_{ext})^2 - \sigma_{ext}^2}{1 + \sigma_{ext}^2} \\ &+ \lambda\kappa \|\nabla u\| \end{aligned} \quad (4)$$

où :

- $\sigma_{ext}$  est la variance de la partie extérieure de la segmentation,
- $\sigma_{int}$  est la variance de la partie intérieure de la segmentation.

Notre troisième critère 5 présente un critère spatio-temporel [6]. Soit  $I_n$  l'image 3D à l'instant  $n$  du cycle cardiaque. Dans ce critère, une suite temporelle sur le cycle cardiaque apparaît. Les forces calculées pour une image  $i$  dépendent de la segmentation des autres images du cycle alors que pour les critères précédents chaque image était segmentée séparément. La séquence entière est utilisée pour filtrer le bruit et déterminer l'intensité moyenne du fond des images ( $B$ ) :

$$\frac{\partial u_n}{\partial t} = (2(I_n - \mu_{int_n})^2 - (B - I_n)^2 + \lambda\kappa_n) \|\nabla u_n\| \quad (5)$$

où :

- $B$  est la carte de fond commune à la séquence,
- $\mu_{int_n}$  est l'intensité moyenne de la partie intérieure de la segmentation de l'image  $n$ .

#### 4.1 Influence de la courbure

En utilisant le critère 3, nous avons expérimenté différents poids  $\lambda$  associés à la courbure. La figure 2 montre qu'afin d'optimiser à la fois la qualité et le temps de calcul, il est nécessaire de trouver un compromis concernant la valeur de  $\lambda$ .

#### 4.2 Est-il nécessaire de recalculer le gradient $\|\nabla u\|$ de la carte des distances ?

Le gradient  $\|\nabla u\|$  de la carte des distances est utilisé dans l'équation d'évolution 2. Si la carte des distances est une véritable carte des distances ou bien si elle est très fréquemment réinitialisée, la valeur du gradient  $\|\nabla u\|$  est assimilable à 1. On n'a donc pas besoin de la calculer. Cependant, il faut noter que des réinitialisations fréquentes sont coûteuses en temps de calcul.

Si on ne réinitialise pas  $u$  fréquemment, la carte des distances est erronée dès que l'on modifie  $u$  à l'aide de l'équation d'évolution. On observe que la surface de niveaux devient irrégulière et que le gradient croît anormalement au voisinage du niveau 0. Les voxels de ce voisinage nécessitent alors des forces plus élevées pour passer de l'intérieur à l'extérieur de la segmentation de l'objet (et inversement).

Une approche naïve consisterait à introduire la valeur calculée du gradient dans l'équation d'évolution. Cependant,

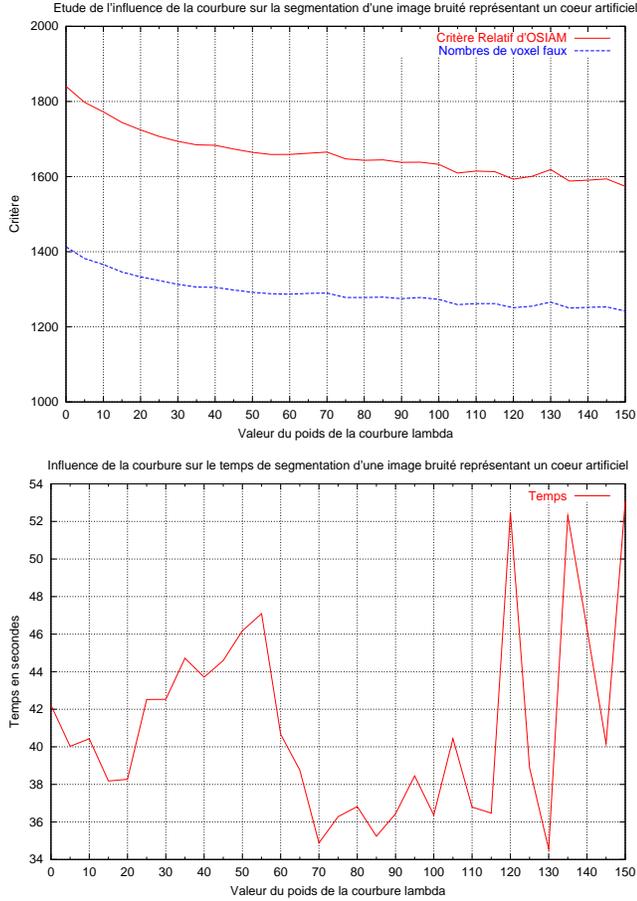


FIG. 2 – En haut : évaluation de la qualité de la segmentation finale pour différentes valeurs de  $\lambda$ . On observe que plus le poids associé à la courbure est grand, meilleur est le résultat final de la segmentation. Les critères correspondent aux erreurs faites par rapport à une segmentation de référence. l'un représente le nombre de voxels mal classés. l'autre représente le nombre de voxels mal classés pondérés par la distance à la segmentation de référence. En bas : temps de convergence. Pour de grandes valeurs de  $\lambda$ , le schéma numérique devient instable. Il faut faire un compromis : ici, un bon compromis consiste à prendre une valeur de  $\lambda$  autour de 100.

en l'absence de réinitialisation, le gradient augmente (voir figure 3) et cela conduit rapidement à une instabilité du schéma numérique. Une diminution du pas de temps est nécessaire, ce qui implique une augmentation considérable du temps de segmentation.

Nous avons observé dans nos expériences qu'utiliser  $\|\nabla u\| = 1$  dans l'équation d'évolution conduit à un algorithme plus stable et que la carte des distances nécessite d'être réinitialisée périodiquement, toutes les  $n$  itérations ( $n > 1$ ).

## 5 Réinitialisation

Comme vu précédemment, l'équation d'évolution 5 est valide uniquement sur la surface en évolution et l'utiliser en tout point de la carte des distances pose quelques problèmes sur le plan théorique et sur la stabilité de l'algorithme [7]. Cela est illustré par la figure 3. Afin de préserver la carte des distances, il est nécessaire de réinitialiser celle-ci régulièrement, toutes les  $n$  itérations.

### 5.1 Réinitialisation classique

Habituellement, la carte des distances est réinitialisée en utilisant l'équation de Sussman *et al* [16] :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{signe}(u) \times (1 - \|\nabla u\|) \quad (6)$$

où :

$$\text{signe}(u) = \begin{cases} -1 & \text{si } u < -1 \\ |u| & \text{si } -1 < u < 1 \\ +1 & \text{si } u > 1 \end{cases}$$

L'inconvénient de cette méthode est le coût de calcul. Il peut être réduit en utilisant la méthode de la bande étroite [10] : les voxels dont la distance à la surface est plus grande que la taille de la bande étroite ne sont pas réinitialisés, une valeur fixe de distance leur est assignée. Il est cependant plus efficace de procéder à une réinitialisation rapide, présentée dans la section suivante.

### 5.2 Réinitialisation rapide.

Cette méthode qui s'inspire directement des travaux sur les distances de chanfrein [1, 2], nécessite 2 étapes. La première étape découpe la carte des distances autour du contour, en connexité 8 en 2D ou en connexité 26 en 3D, seuls les pixels ou voxels ayant un voisin de signe opposé dans la carte des distances sont conservés. La seconde étape propage ces valeurs à l'ensemble de la carte des distances : on part pour cela des valeurs conservées puis on propage les valeurs en ajoutant les distances correspondantes (voir figure 4). D'autres algorithmes simples (séquentiels en 2 passages) existent et fournissent des résultats comparables en terme de temps.

Dans ce cas, on réduit le coût en calculs sans diminuer la qualité du résultat de segmentation. On peut également réduire la réinitialisation à une bande étroite autour de la surface mais le gain n'est pas aussi important que dans le cas de la réinitialisation classique.

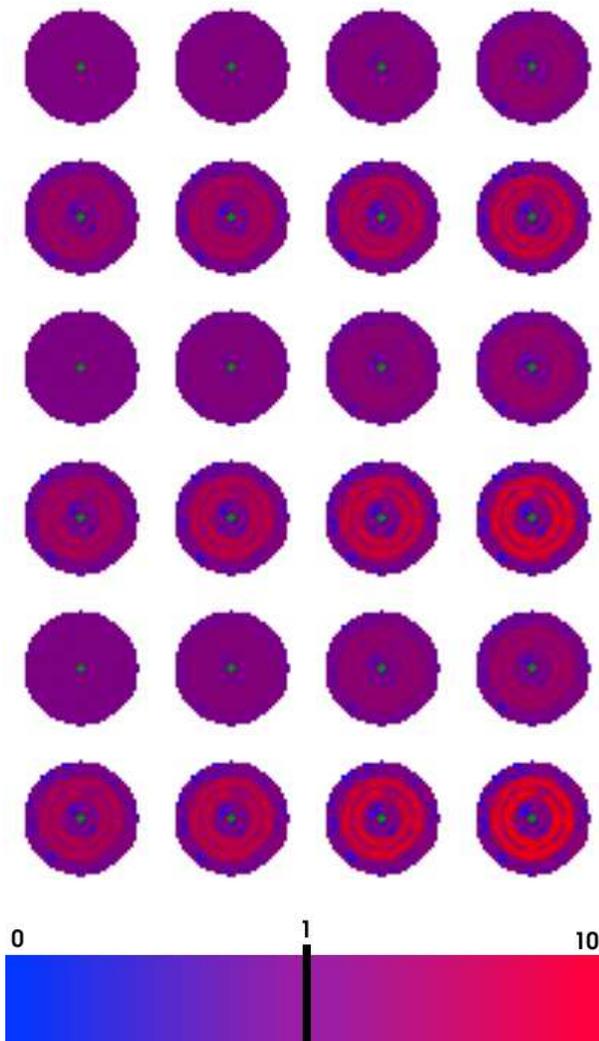


FIG. 3 – Évolution du gradient de la carte des distances au voisinage de l’iso-surface 0 durant la segmentation d’un ventricule gauche synthétique. La réinitialisation est effectuée toutes les 8 itérations. De gauche à droite et de haut en bas, nous montrons les 16 premières itérations. La couleur bleue correspond à un gradient de valeur 0, le violet à 1 et le rouge à 10. Les autres couleurs sont obtenues par interpolation de ces valeurs.

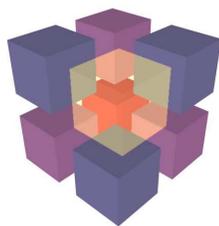


FIG. 4 – Distances au voxel beige transparent : les voxels bleus sont à une distance de 1, les violets à une distance de  $\sqrt{2}$  et les rouges à une distance de  $\sqrt{3}$ .

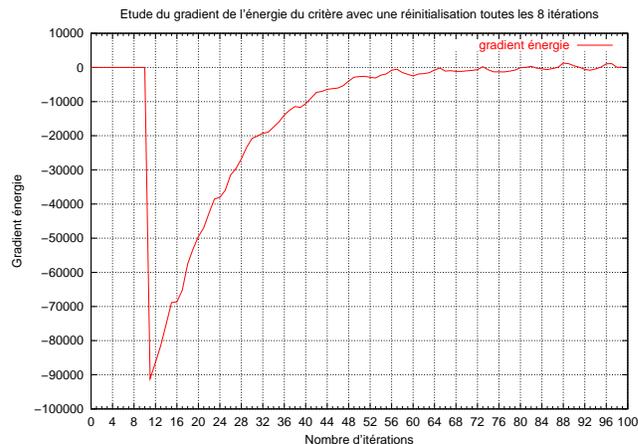


FIG. 5 – Variation de l’énergie durant le processus de segmentation en réinitialisant toutes les 8 itérations. On observe des oscillations correspondant à la fréquence de réinitialisation.

## 6 Condition d’arrêt du processus de segmentation.

Nous avons étudié plusieurs conditions d’arrêt : la variation de l’aire de la surface, la variation du volume segmenté ainsi que la variation du critère énergétique. Les deux premiers critères sont nécessaires mais pas suffisants : la convergence de la surface implique que l’aire et le volume deviennent constants. Le dernier critère est suffisant : l’équation d’évolution correspond à la minimisation d’une énergie par une méthode de descente de gradient. Cependant, le calcul de l’aire et du volume est beaucoup moins coûteux que celui de l’énergie. De plus, il est peu vraisemblable que la surface continue d’évoluer si l’aire et le volume deviennent constants. Pour cela, nous utilisons comme condition d’arrêt, l’arrêt des variations à la fois d’aire et de volume.

On observe des oscillations périodiques de l’énergie (voir figure 5), causées par les réinitialisations de la carte des distances. En effet, après chaque réinitialisation, le gradient de la carte des distances est remis à un : la surface rencontre moins de résistance au mouvement et évolue plus rapidement qu’avant la réinitialisation, lorsque des forces plus importantes étaient nécessaires pour évoluer.

## 7 Expérimentations.

Nous présentons, dans les figures 6, 8, 9 et 7, le résultat de la segmentation d’images TEMP réelles du ventricule gauche du cœur. Les caractéristiques du bruit sont difficiles à identifier. Le bruit de départ qui suit une loi de Poisson dans la phase d’acquisition a été altéré par la phase de reconstruction et par le mouvement du muscle cardiaque qui crée un flou cinétique. Chaque séquence est composée de 8 images volumiques de dimensions  $64 \times 64 \times 28$  voxels.

Les voxels sont de dimension  $2.5 \times 2.5 \times 5 \text{ mm}^3$ . Lorsque le muscle du cœur se relaxe (phase de diastole), le contraste entre l'intensité du muscle et l'intensité du fond de l'image décroît. À l'inverse, le contraste est meilleur lors de la contraction du muscle (phase de systole).

En raison de ce faible contraste dans les images de fin de diastole, une faible portion du ventricule droit est également segmentée (instants 4 à 7) si on utilise les critères d'évolution 3 ou 4 (figures 6, 8 et 9). En effet, les critères spatiaux échouent à prendre en compte les variations d'intensité de l'image au cours de la séquence. En utilisant le critère d'évolution 5, la segmentation est améliorée en prenant en compte les variations de l'intensité du ventricule dans toute la séquence (voir figure 7). On pourrait améliorer encore ce résultat en prenant en compte le fait que le myocarde est quasiment incompressible et que donc, le volume du muscle est constant au long de la séquence.

## 8 Discussion et perspectives

Dans cette étude, nous avons amélioré (i) la qualité de la segmentation en renforçant la robustesse au bruit et (ii) le temps de convergence réduit au total de 85 %. Nous avons étudié en détail chaque étape de l'algorithme. Différents paramètres tels que la réinitialisation ou le poids de la courbure ont été analysés et afin de réduire le temps de calcul au maximum.

L'étude des paramètres mathématiques nécessite maintenant d'être poursuivie sur des données cliniques. Une validation plus profonde, incluant des comparaisons des résultats de segmentation par des experts médicaux sur des bases de données plus grandes, est nécessaire. Des contraintes supplémentaires prenant compte de la physiologie du cœur telles que la quasi incompressibilité du muscle devront être ajoutées. La méthode pourra alors être utilisée pour l'extraction quantitative de paramètres cliniques.

**Remerciements :** Les auteurs tiennent à remercier le professeur J. Darcourt pour les discussions enrichissantes qu'ils ont pu avoir avec lui.

## Références

- [1] G. Borgefors. Distance transformations in arbitrary dimensions. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 27 :321–345, 1984.
- [2] G. Borgefors. Distance transformations in digital images. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 34 :344–371, 1986.
- [3] V. Caselles, F. Catte, T. Coll, et F. Dibos. A geometric model for active contours in image processing. In *Numerische Mathematik*, volume 66, pages 1–33, 1993.
- [4] V. Caselles, R. Kimmel, et G. Sapiro. Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, 22(1) :61–79, 1997.
- [5] L.D. Cohen et Ron Kimmel. Global minimum for active contour models : A minimal path approach. *International Journal of Computer Vision*, 24(1) :57–78, 1997.

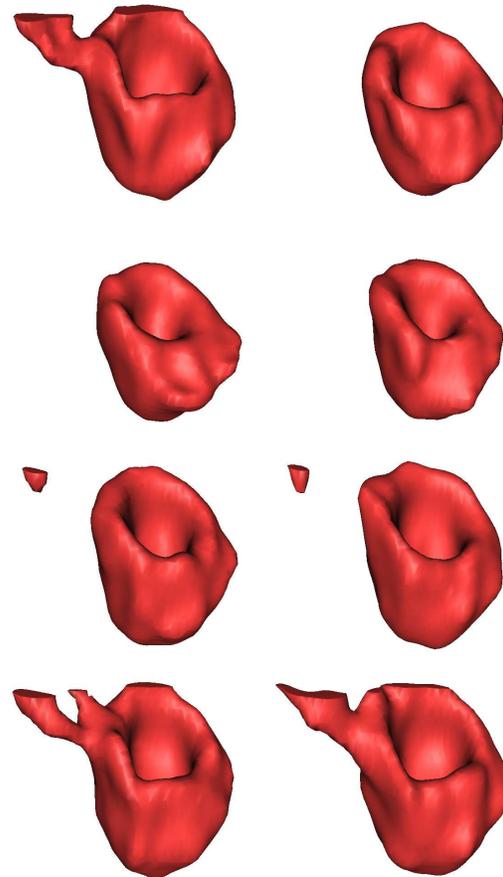


FIG. 6 – De gauche à droite et de haut en bas sont présentés les résultats de segmentation du ventricule gauche des instants 0 à 7 du cycle cardiaque, en utilisant le critère 3. Grâce à cette segmentation, la phase de diastole (3 à 7) et la phase de systole (0 à 2) sont bien dissociées. Cependant, pendant la phase de diastole, une partie du ventricule droit a été segmentée. Cela provient d'un faible contraste des ventricules pendant cette phase de relaxation.

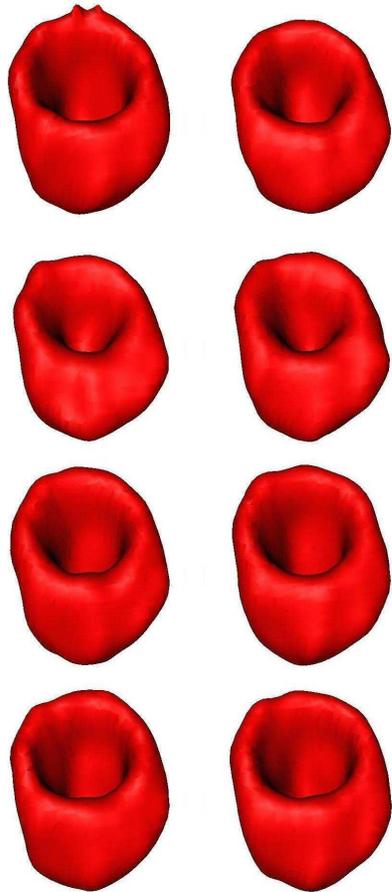


FIG. 7 – De gauche à droite et de haut en bas sont présentés les résultats de segmentation du ventricule gauche des instants 0 à 7 du cycle cardiaque en utilisant le critère 5. Avec ce critère, les deux phases du cycle cardiaque sont à nouveau bien dissociées. Cependant, contrairement au critère 3, l'information temporelle du critère permet de segmenter mieux le ventricule gauche pendant la phase de diastole. En effet, l'information temporelle apporte un a priori sur la forme du ventricule.

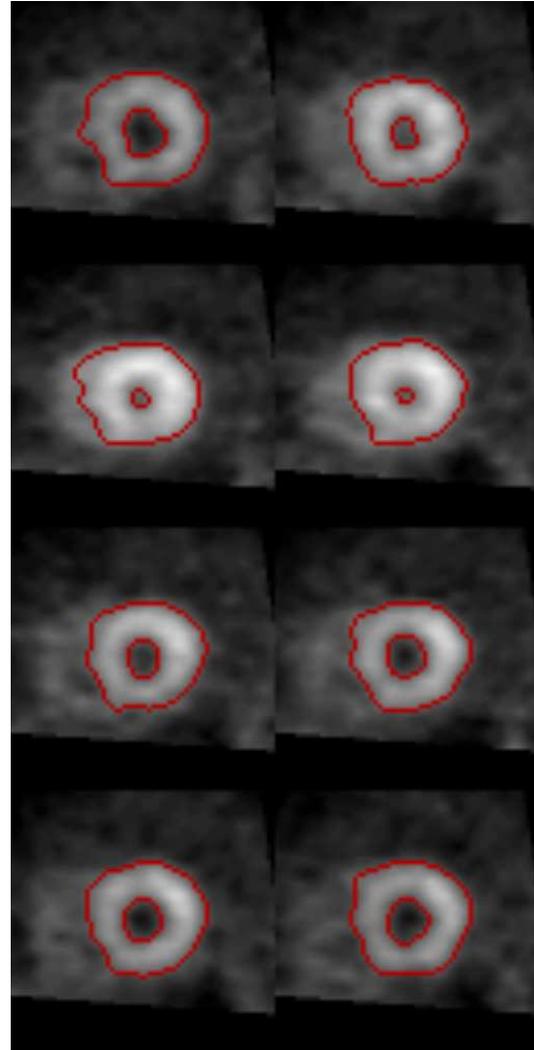


FIG. 8 – La séquence cardiaque présentant le plan  $Z=11$  avec le résultat de segmentation superposée (utilisant le critère 3). On observe les deux phases du cycle cardiaque : la systole (instants 1 à 3) et la diastole (instants 4 à 7 et 0).

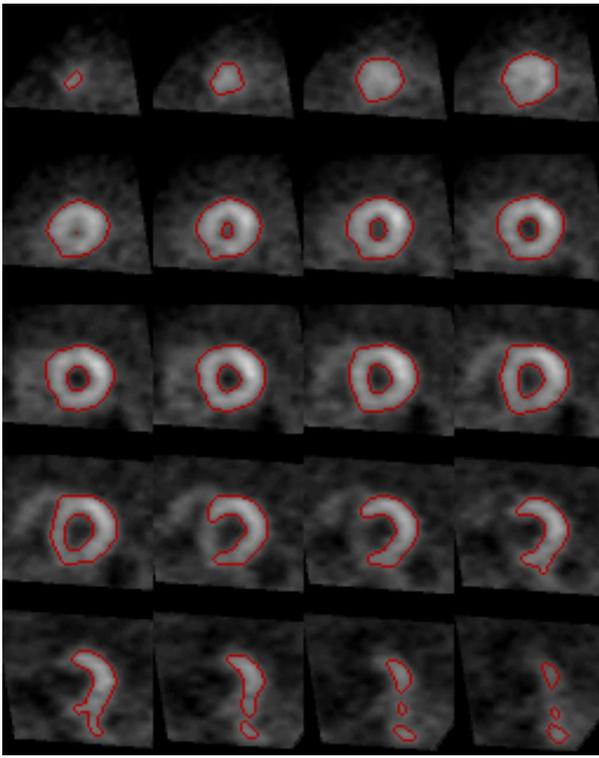


FIG. 9 – Coupes du volume à l'instant 6 avec le résultat de segmentation superposée (en utilisant le critère 3).

- [6] E. Debreuve, M. Barlaud, G. Aubert, I. Laurette, et J. Darcourt. Space time segmentation using level set active contours applied to myocardial gated spect. In *International Conference on Medical Imaging (MIC99)*, Vancouver, Octobre 1999.
- [7] J. Gomes et O.D. Faugeras. Reconciling Distance Functions and Level Sets. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 11 :209–223, 2000.
- [8] S. Jehan-Besson, M. Barlaud, et G. Aubert. A 3-step algorithm using region-based active contours for video objects detection. *EURASIP Journal of Applied Signal Processing*, 2002(6) :572–581, 2002.
- [9] M. Kass, A. Witkin, et D. Terzopoulos. SNAKES : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1 :321–332, January 1988.
- [10] R. Malladi, J. A. Sethian, et B.C. Vemuri. Shape modeling with front propagation : A level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(2) :158–175, February 1995.
- [11] T. McInerney et D. Terzopoulos. Medical Image Segmentation using Topologically Adaptable Surfaces. In *Joint Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine (CVRMed-MRCAS'97)*, LNCS, pages 23–32. Springer-Verlag, March 1997.
- [12] J. Montagnat et H. Delingette. A review of deformable surfaces : topology, geometry and deformation. *Image and Vision Computing*, 19(14) :1023–1040, Dec. 2001.
- [13] S. Osher et J. Sethian. Fronts propagating with curvature dependent speed : algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation. *Journal of Computational Physics*, 79 :12–49, 1988.
- [14] Nikos Paragios et Rachid Deriche. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(3) :266–280, March 2000.
- [15] P.H. Pretorius, W. Xia, M. A. King, B. M. W. Tsui, T.-S. Pan, et B.J. Villegas. Determination of left and right ventricular volume and ejection fraction using a mathematical cardiac torso phantom for gated blood pool spect. *Journal of Nuclear Medicine*, 37 :97, 1996.
- [16] M. Sussman, P. Smereka, et S. Osher. A level set approach for computing solutions to incompressible two-phase flow. *Journal of Computational Physics*, 114 :146–159, 1994.
- [17] D. Terzopoulos, A. Witkin, et M. Kass. Constraints on deformable models : Recovering 3d shape and non rigid motion. *Artificial Intelligence*, 36(1) :91–123, 1988.