

# Traitement et analyse quantitative de séquences IRM cardiaques marquées

## Processing and quantitative analysis of tagged cardiac MRI sequences

Aymeric Histace<sup>1</sup>, Christine Cavaró-Ménard<sup>1</sup>, Vincent Courboulay<sup>2</sup>, et  
Michel Ménard<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Automatisés (CNRS-FRE 2656),  
Université d'Angers,  
62, Avenue Notre Dame du Lac, 49000 Angers, France.  
Tél : + 33 2 41 35 52 67,  
[aymeric.histace@univ-angers.fr](mailto:aymeric.histace@univ-angers.fr)

<sup>2</sup> Laboratoire Informatique Image Interaction,  
Université de La Rochelle,  
Pôle Sciences et Technologie, Av Michel Crépeau, 17042 La Rochelle Cedex 1 - FRANCE.  
Tél : int+ 33 5 46 45 83 21, Fax : int+ 33 5 46 45 82 42  
[vincent.courboulay@univ-lr.fr](mailto:vincent.courboulay@univ-lr.fr)

**Résumé** L'évaluation non invasive de la fonction cardiaque présente un intérêt majeur pour le diagnostic et le suivi de pathologies cardio-vasculaires. L'IRM cardiaque marquée permet de mesurer des paramètres anatomiques et fonctionnels du myocarde. Ce protocole fait apparaître sur les images des séquences temporelles cardiaques Petit-Axe (PA) une grille se déformant avec le myocarde. Le suivi de cette grille permet ainsi d'estimer le déplacement intramyocardique. L'objectif de notre étude est de rendre robuste le suivi automatique de la grille de *tags* sur les séquences PA afin de mener une analyse quantitative 2D+T de la fonction contractile du Ventricule Gauche (VG). La méthode que nous avons développée dans ce but, utilise un modèle de contour actif sous forme de grille dont l'énergie image se construit grâce à une diffusion sélective permettant la sauvegarde de l'information de *tag* au détriment du reste sur chacune des images PA extraite des séquences IRM cardiaques marquées. Cette approche, couplée à une détection automatique des contours du VG sur ces mêmes images, permet l'obtention de résultats quantitatifs (paramètres cliniques) satisfaisants à la fois en terme de précision, de robustesse, de reproductibilité et de rapidité.

**Mots clés** Détection et suivi, Robustesse, Reproductibilité, Diffusion, IRM, *Tagging*, Etude Quantitative.

**Abstract** The noninvasive evaluation of the cardiac function presents a great interest for the diagnosis of cardiovascular diseases. Cardiac tagged MRI allows the measurement of anatomical and functional myocardial parameters. This protocol generates a dark grid which is deformed with the myocardium. As a consequence, the tracking of the grid allows the displacement estimation in the myocardium. The work described in this paper aims to automate the myocardial contours detection and the following of the grids of tags on Short-Axis time sequences, in order to firstly optimize the 2D+T study of the parietal contractions and secondly make possible its clinical use. The method we have developed for endocardial and epicardial contours detection is based on the use of texture analysis and active contours models. Texture analysis allows us to define energy maps more efficient than those usually used in active contours methods where attractor is often based on gradient and which were useless in our case of study. The follow-up

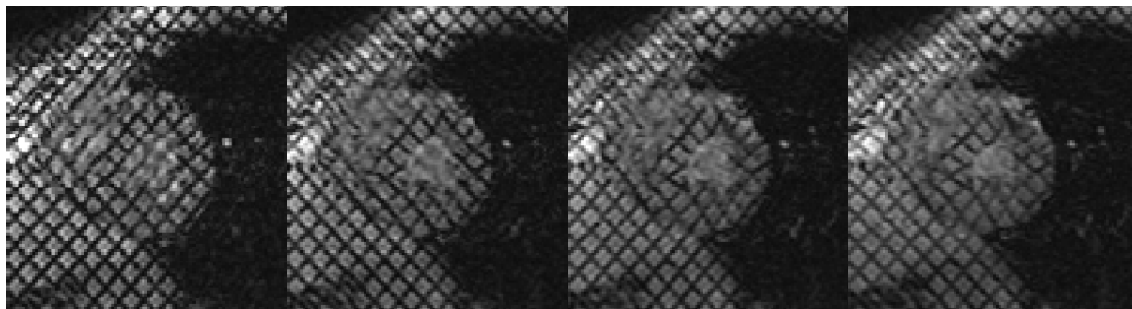
of the grid of tags that we have implemented is based on a grid of active contours (B-snakes) which part of the energy is issued from a particular selective diffusion process which leading equation is based on the recent work of [8]. The results obtained with our method is fully automatic and correct on Short-Axis sequences, when previous works on cardiac tagged MR images analysis always used manual contours detection.

**Keywords** Detection and follow-up, Robustness, Reproducibility, Diffusion, MRI, *Tagging*, Quantitative Study.

## 1 Introduction

Les examens en imagerie médicale sont aujourd'hui nombreux et variés : scanner X, échographie, scintigraphie, angiographie, Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) sont autant de techniques susceptibles d'apporter leur lot de paramètres cliniques. Les qualités images (contraste et résolution en particulier) sont très variables allant d'un niveau élevé pour l'IRM à un niveau plus moyen pour les images scintigraphiques. Le développement d'outils pour le traitement de ces images doit donc prendre en compte les caractéristiques propres à chacune d'entre elles, afin d'assurer l'optimalité de l'extraction de données décrivant la morphologie et le fonctionnement de l'organe étudié.

L'IRM de marquage tissulaire (*tagged MRI*) est actuellement la seule modalité en imagerie cardiaque autorisant une estimation **quantitative** de la déformation intramyocardique. Cette technique permet la génération non invasive de bandes sombres (*tags*) au niveau du myocarde, se déformant au cours du temps avec le mouvement de contraction du Ventricule Gauche (VG) (*i.e.* de la télédiastole à la télésystole) représentant à lui seul 80% de la fonction cardiaque.



**Fig. 1.** Quelques images d'une séquence Petit-Axe (PA) acquises en IRM cardiaque marquée (de la télédiastole à la télésystole).

Cette technique présente néanmoins un inconvénient certain, dans la mesure où le protocole d'acquisition entraîne une perte des qualités images caractéristiques de l'IRM conventionnelle, en particulier au niveau du contraste. Ainsi donc, les méthodes habituelles intervenant dans la détection et le suivi de structure (ici les bandes sombres) sont difficilement applicables en tant que telles, et ce en raison de leur mauvaise adaptation à la problématique image. Bien qu'ayant fait l'objet de nombreuses recherches au cours des 20 dernières années, les différentes méthodes d'analyse mises en place sur les séquences d'IRM cardiaques marquées n'ont pas permis, à ce jour, l'utilisation en routine clinique de cette modalité. Les approches développées sont multiples et font appel à des taxonomies variées permettant, d'une part, une estimation directe du champ de déformation ventriculaire gauche (mesure de flot optique [35,16,17,13], recalage d'images [4,34,37], mesure de phase locale

[30,20]) et, d'autre part, une estimation indirecte de ce même champ par détection et suivi du motif de marquage au moyen de modèles de contours actifs [26,23,42,36,2,39,6], de l'exploitation du profil gaussien des *tags* [19,11] ou bien encore de l'utilisation de l'information spectrale [43,15]. Il reste néanmoins difficile de trouver, parmi ces approches, une technique intégrant à la fois les contraintes liées aux propriétés images des IRM cardiaques marquées ainsi que celles liées à une utilisation en routine clinique des outils développés (automatisme, rapidité des acquisitions et des traitements, robustesse, précision, valeur ajoutée par rapport aux méthodes de référence en scintigraphie cardiaque). Ainsi, l'outil commercial *Diagnosoft HARP*, se fondant sur les travaux de [30], bien que se présentant comme une alternative intéressante aux méthodes développées jusqu'à aujourd'hui, nécessite un tracé manuel des contours endocardique et épicaudique du VG, tâche qui devient vite fastidieuse lors de l'analyse d'un grand nombre de séquences patients (comme dans le cadre d'un protocole de validation clinique par exemple).

Ce travail de recherche s'intéresse donc à la mise en place d'une méthode originale d'exploitation des séquences IRM cardiaques marquées entre la télédiastole et la télésystole, se fondant sur une analyse de la problématique image et des insuffisances ou inadaptations des approches présentées dans la littérature. Nous proposons, plus particulièrement, un ensemble d'outils permettant, au final, une quantification automatique, précise et robuste du champ de contraction 2D+T ventriculaire gauche. L'analyse complète se divise alors en 3 étapes :

- segmentation des contours du VG ;
- détection et suivi du motif de marquage au cours de la systole ventriculaire ;
- exploitation clinique des données extraites.

Cet article s'organise de la manière suivante :

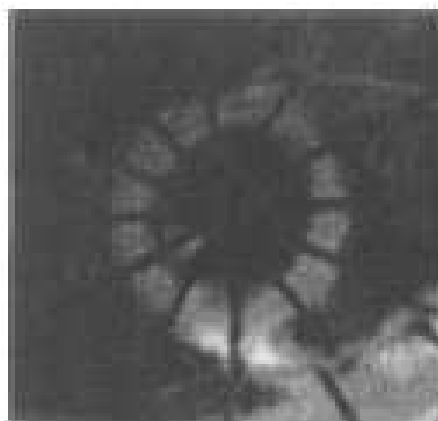
- la section 2 présente notre approche de détection des contours myocardiques fondée sur l'utilisation d'un modèle de contours actifs couplé à l'analyse de texture pour la génération des cartes de potentiels. Nous montrons, en particulier, que la perte de qualité image due au protocole de marquage tissulaire peut être compensée par l'intégration, dans le schéma de détection, d'une analyse des paramètres texturaux des séquences marquées ;
- la section 3 s'attache à répondre à la problématique d'automatisation qui reste un point crucial pour envisager une implantation en routine clinique. Pour ce faire, nous nous intéressons à la définition d'énergie images pertinentes par un processus de restauration pour la détection et le suivi de la grille de *tags* au moyen d'une grille de contours actifs. Cette partie nous permet également de définir une nouvelle problématique image centrée sur les notions de robustesse et de reproductibilité de l'analyse effectuée. Nous introduisons également, dans cette section, l'utilisation d'une Equation aux Dérivées Partielles (EDP) particulière issue de la théorie de l'information et permettant une restauration sélective des images, ainsi que les résultats de détection/suivi de la grille de *tags* obtenus par intégration des cartes de potentiels ainsi générées.
- la section 4 traite de l'exploitation quantitative des résultats de l'analyse purement image des séquences IRM cardiaques marquées. Nous nous attachons ainsi à montrer que les principaux paramètres cliniques estimés à partir de la quantification des déplacements intramyocardiques du VG sont cohérents avec la littérature médicale.

## 2 Détection des contours endocardique et épicaudique du VG entre la télédiastole et la télésystole

### 2.1 État de l'art

Contrairement à l'estimation du champ de déplacement myocardiques, il existe très peu de travaux concernant la détection des contours endocardique et épicaudique directement sur les images IRM cardiaques marquées.

L'une de ses études présentées dans la littérature a été réalisée sur des acquisitions marquées radialement (Figure 2) [18], présentant donc des caractéristiques images très différentes de celles que nous étudions. L'idée générale de ces méthodes est d'effacer au mieux les *tags* présents sur l'image, afin de ramener la problématique de détection à une situation mieux maîtrisée sur des séquences proches de celles obtenues en IRM conventionnelle : la localisation des contours fait alors intervenir une recherche par programmation dynamique ou par utilisation des contours actifs [22].

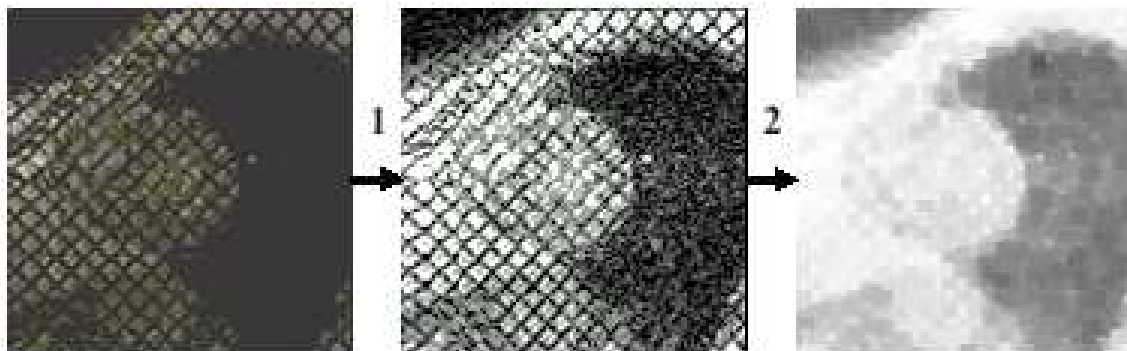


**Fig. 2.** Marquage du VG par des *tags* radiaux sur une coupe PA (d'après [18]).

En pratique, Guttman *et al.* proposent d'éliminer les *tags* en effectuant une fermeture morphologique par un élément structurant orthogonal à leur direction.

Cette méthode a été testée sur les images dont le marquage s'effectue sous forme de grille, en modifiant l'élément afin de l'adapter au motif. Mais l'élimination des *tags* n'a donné aucun résultat satisfaisant : l'image résultante se caractérise par une qualité médiocre et des problèmes de discontinuité apparaissent au niveau des nœuds de la grille de marquage (Figure 3). On note également que l'information image relative au contour endocardique disparaît totalement au cours du traitement.

Cette inadaptation s'explique principalement par les différences de caractéristiques des images obtenues, d'une part, par la séquence de marquage radial et, d'autre part, par la séquence *SPAMM* (*SPAtial Modulation of Magnetisation*) qui reste la plus utilisée à l'heure actuelle. Dans le deuxième cas, si les *tags* couvrent de manière plus dense la zone ventriculaire, l'écart peu important qui les sépare entraîne, lors de l'étape d'érosion, une altération de l'information image bien plus importante que sur les images marquées radialement où les *tags* sont moins nombreux. Par ailleurs, comme on le constate sur la Figure 2, la séquence de marquage radial permet de conserver un contraste relatif entre la cavité cardiaque et la couronne du VG (séquence de sang noir), ce qui n'est pas le cas de la séquence *SPAMM*.



**Fig. 3.** Effacement du marquage par fermeture morphologique dans la direction orthogonale aux tags(2) de l'image égalisée (1).

Une autre approche développée par [27] propose d'utiliser l'information relative au mouvement de contraction du VG pour en détecter automatiquement et rapidement les frontières. Pour ce faire, un processus itératif permet de déformer un modèle de contour afin qu'il corresponde à l'enveloppe décrite par les tags sur l'image. Cette approche nécessite que les tags restent bien visibles tout le long de la contraction ventriculaire, ce qui n'est pas le cas avec la technique de marquage *SPAMM* pour laquelle l'intensité de la grille de tags décroît au cours de la contraction.

De ce fait, les deux solutions les plus simples et les plus souvent retenues sont soit de segmenter les contours manuellement [10], soit d'utiliser une double acquisition ciné-IRM/IRM de marquage tissulaire pour pouvoir détecter sur la première les contours par des méthodes classiques et les superposer ensuite aux informations de la seconde [32].

Pendant, une détection manuelle des contours sur un nombre important de séquences s'avère rapidement fastidieuse pour les experts radiologues et interdit une utilisation en routine clinique des méthodes d'estimation des déformations intraventriculaires qui lui sont associées.

En outre, si une double acquisition reste envisageable pour des patients sains en terme de durée d'examen, il peut s'avérer difficile pour des patients en post-infarctus par exemple, de rester le double de temps dans la machine (soit environ 2 fois 30 minutes dans le cas de l'antenne IRM du CHU d'Angers).

En conclusion, les quelques approches de détection des contours ventriculaires proposées à ce jour sont soit inadaptées aux séquences d'images marquées en grille, soit difficilement envisageables dans le cadre d'une implantation en routine clinique de la quantification du champ de déplacement du VG. Nous proposons donc une méthode originale faisant appel à des outils simples du traitement d'images et répondant néanmoins aux exigences de rapidité, de précision et d'automatisation de la détection.

## 2.2 Méthodes

Considérons la fonctionnelle énergétique d'un modèle classique de contour actif [22] donné par :

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C'(q)|^2 dq + \beta \int_0^1 |C''(q)|^2 dq - \lambda \int_0^1 |\nabla I_0(C(q))| dq \quad , \quad (1)$$

où  $C$  est une courbe paramétrée,  $I_0$  l'image étudiée, et  $\alpha, \beta, \lambda$  des constantes positives. Les

deux premières ( $\alpha$  et  $\beta$ ) contrôlent la régularité de la courbe (énergie interne), et  $\lambda$  contrôle l’attraction de la courbe vers les données à segmenter de l’image lors de la minimisation de  $E$ . Dans ce cas précis, la carte de potentiels à partir de laquelle est calculée l’énergie externe, n’est autre que le gradient de l’image.

Dans le cas de la segmentation des IRM cardiaques marquées, le caractère bruité des images et la présence du motif de marquage rendent l’opérateur gradient inefficace à la mise en place d’une carte de potentiels susceptible de mettre en évidence les contours du VG. Nous proposons donc de calculer ce gradient, non pas sur l’image courante  $I_0$ , mais sur une carte de texture  $I_{texture}$  qui en est directement issue et permettant de caractériser par des potentiels forts les contours myocardiques.

### 2.3 Détection et suivi du contour endocardique

Une propriété importante observée sur les coupes IRM cardiaques marquées est la disparition dès la première image<sup>1</sup> des *tags* dans la cavité cardiaque en raison de l’expulsion du sang dans la grande circulation lors de la contraction du VG. Cette propriété nous amène donc à considérer deux zones de texture différentes au niveau du VG : (i) la cavité cardiaque elle-même, caractérisée par une texture homogène, et (ii) la couronne myocardique caractérisée, elle, par une texture en grille et donc non homogène. Partant de cette constatation, il est alors possible d’intégrer ces deux propriétés dans la création d’une carte de texture dont chaque intensité de pixel s’obtient comme la somme pondérée de la moyenne *MOY* et de l’écart-type *STD* d’un voisinage  $V$  autour du pixel courant de l’image traitée :

$$I_{moy/std}(i, j) = w_{moy} \cdot MOY_V(i, j) - w_{std} \cdot STD_V(i, j) \quad , \quad (2)$$

où  $w_{moy}$  et  $w_{std}$  sont les poids respectifs donnés à la moyenne et à l’écart-type. Cette approche permet d’augmenter de manière significative le niveau de gris des pixels situés dans des zones homogènes dont la variance, sur le voisinage considéré, est donc plus faible que pour les pixels proches des *tags* (Figure 4.b).

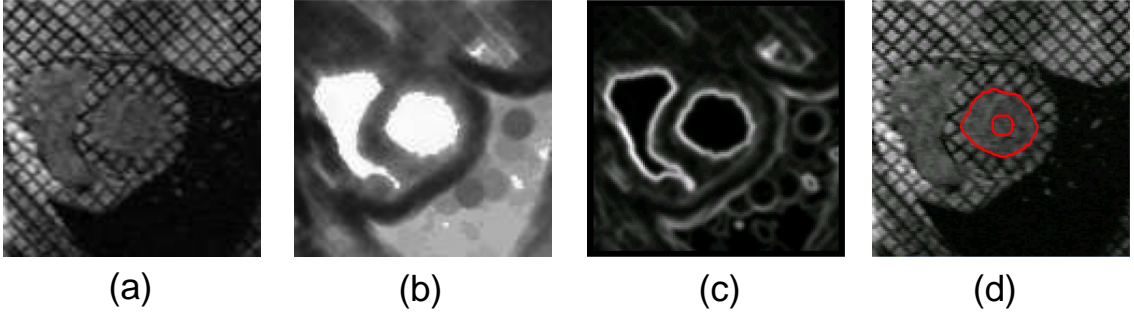
En pratique, la valeur du rapport entre  $w_{moy}$  et  $w_{std}$  permettant un rehaussement suffisamment significatif du niveau de gris des pixels de la cavité cardiaque par rapport aux autres a été fixée à 2. En dessous, la carte de potentiels obtenue est peu fiable dans certaines zones du contour, au dessus, on assiste à une surestimation de la surface cavitaire.

Par ailleurs, la taille du masque doit permettre de se dédouaner des éventuels problèmes liés à la présence des muscles papillaires (aussi appelés ”piliers”) dans la cavité cardiaque ainsi que de la présence résiduelle du marquage sur la première image de la séquence<sup>2</sup>, sans pour autant altérer le rehaussement de la cavité et entraîner des erreurs de détection. En effet, de par leur nature musculaire, les piliers se caractérisent par une persistance gênante du marquage dans la cavité. Un masque trop petit ne permet pas de les effacer, et un masque trop grand entraîne des surévaluation de la surface de la cavité cardiaque. La valeur utilisée de  $11 \times 11$  a été fixée comme valeur optimale empirique répondant aux exigences de la détection.

L’obtention de la carte de texture moyenne/écart-type permet donc de générer, par un simple calcul de gradient, une carte de potentiels pertinente (Figure 4.c) pouvant s’insérer dans le formalisme des contours actifs.

<sup>1</sup> L’acquisition démarre avec un laps de temps faible mais non nul après la télédiastole, ce qui explique la quasi disparition des *tags* même sur la première image de la séquence.

<sup>2</sup> Il arrive en effet parfois que sur la première image de la séquence les *tags* soient encore visibles sous forme de grille imparfaite. Voir Figure 3 pour un exemple.



**Fig. 4.** (a) Image originale, (b) Génération d'une carte de texture moyenne/écart-type ( $\frac{w_{std}}{w_{moy}} = 2$  et  $T = 11$ ), (c) Obtention d'une carte de potentiels par calcul du gradient de l'image moyenne/écart-type, (d) initialisation et détection du contour endocardique.

Afin de se dédouaner des problèmes d'initialisation, nous ajoutons un terme énergétique correspondant à la force ballon de Cohen [7]. Ceci autorise alors une initialisation éloignée des contours sous forme de cercle (au centre de la cavité cardiaque par exemple (Figure 4.d)).

La fonctionnelle énergétique associée à notre approche et minimisée itérativement s'écrit alors :

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C'(q)|^2 dq + \beta \int_0^1 |C''(q)|^2 dq - \lambda \int_0^1 |\nabla I_{moy/std}(C(q))| dq + \kappa \int_0^1 \mathbf{n}(C(q)) dq \quad (3)$$

avec  $\mathbf{n}$  le vecteur local normal à la courbe décrivant le contour.

Les valeurs des différents coefficients pondérateurs ont été fixées empiriquement afin d'obtenir un résultat de détection optimale au sens de la méthode de validation que nous proposons dans la section "Résultats". Elles sont résumées dans le Tableau 1.

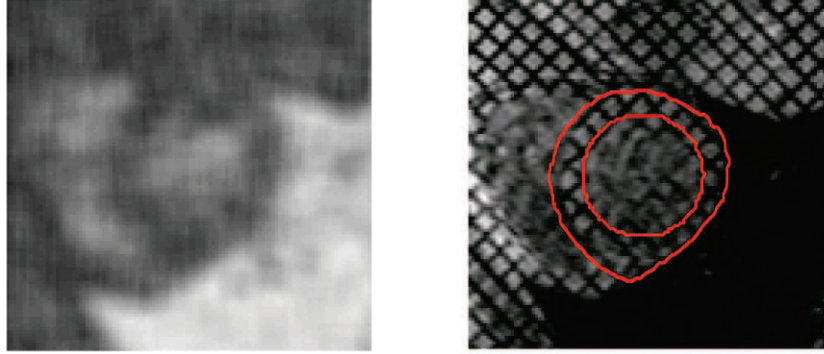
Le suivi du contour au cours de la contraction ventriculaire (entre la télédiastole et la télésystole) est assuré par une répétition du processus décrit ci-dessus sur chaque image de la séquence.

## 2.4 Détection et suivi du contour épïcardique

La détection du contour endocardique sur la première image de la séquence présente une robustesse et une reproductibilité importantes de par l'intensité élevée des pixels de la carte de potentiels correspondant à la frontière endocardique. Nous utilisons donc ce contour pour initialiser le contour épïcardique dans le processus de détection.

La détection, qui suit l'étape d'initialisation, nécessite, elle aussi, la définition d'une carte de potentiels permettant l'attraction du contour actif vers les données images. Cependant, la génération d'une carte de texture associée à la détection du contour épïcardique, selon une approche similaire au contour endocardique, est plus complexe. En effet, aucun phénomène du type écoulement sanguin n'entraîne la disparition des *tags* dans une zone d'intérêt dont le rehaussement d'intensité pourrait permettre une détection précise. Seule la zone pulmonaire (en hyposignal sur les images) peut servir à un apport partiel d'information. Ainsi, afin de reformuler le problème dans un contexte plus exploitable, nous nous intéressons non pas à la zone myocardique, mais plutôt à la zone pulmonaire. Cette région de l'image présente en effet des caractéristiques texturales particulières pouvant être exploitées; la nature désordonnée de l'arrangement des pixels dans cette zone entraîne une valeur élevée du paramètre entropie issue de la matrice de co-occurrence en comparaison des valeurs obtenues dans d'autres régions de l'image.

L'utilisation de cette propriété, mise uniquement en exergue par le paramètre d'entropie, permet l'obtention, par un procédé similaire au rehaussement de contraste de la cavité cardiaque, d'une carte de texture sur laquelle l'information pulmonaire est mise en évidence (Figure 5).



**Fig. 5.** Mise en évidence de la zone pulmonaire par mesure d'entropie sur un voisinage  $5 \times 5$  (à gauche) et initialisation et détection du contour épicaudique (à droite).

De la même manière que précédemment, cette carte de texture est intégrée dans notre modèle de contour actif auquel est associé une force ballon.

Cette approche permet de détecter de manière fiable sur la première image de la séquence le contour épicaudique initialisé au moyen d'une version dilatée de quelques pixels<sup>3</sup> du contour endocardique correspondant détecté précédemment (Figure 5).

Concernant le suivi, le fait que les déplacements du contour épicaudique au cours du cycle de contraction sont beaucoup plus faibles en amplitude par rapport au contour endocardique montre qu'un traitement séparé de chaque image n'est pas une solution judicieuse. Au contraire, la conservation de l'information contour précédant l'instant  $t$  d'étude (*i.e.* le résultat sur l'image à l'instant  $t - 1$ ) permet d'assurer une initialisation peu éloignée du nouveau contour à détecter, et ainsi un risque bien moins grand de fausses détections vers un artéfact de la carte de potentiels particulièrement du côté du VD.

Ainsi, afin d'assurer au maximum la cohérence du suivi tout au long de la contraction, en particulier dans la zone proche du VD, un terme d'attache aux données d'initialisation est également pris en compte dans l'énergie à minimiser :

$$E_{interne} = \sum_i w_{interne}(i).distance(P(i), P_{initiale}(i)) \quad , \quad (4)$$

avec  $P(i)$  les nœuds du contour à déformer, et  $w_{interne}$  un facteur de pondération binaire s'adaptant localement par la définition d'un angle d'ouverture vers le poumon :

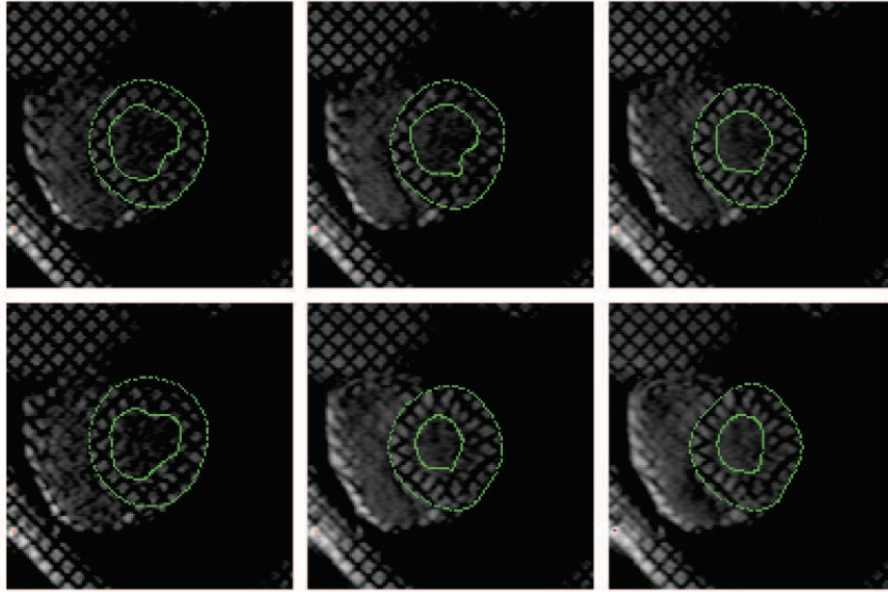
- pour les points de contrôle à l'intérieur de l'angle d'ouverture vers le poumon la valeur est nulle car le contour est bien visible à cet endroit de l'image ;
- pour les autres points, seule cette énergie est prise en compte du fait de la visibilité moindre du contour (les gradients élevés ne correspondent pas forcément à l'épicaudique).

<sup>3</sup> Une dilatation de 2 pixels en pratique est suffisante.



## 2.5 Résultats

L'utilisation des contours actifs associés à une carte de texture adaptée permet de détecter les contours endocardique et épicaudique de la télédiastole à la télésystole sur des séquences PA (Figures 6).



**Fig. 6.** Détection et suivi des contours épicaudique et endocardique sur une séquence PA (acquise sur un patient sain) de la télédiastole à la télésystole.

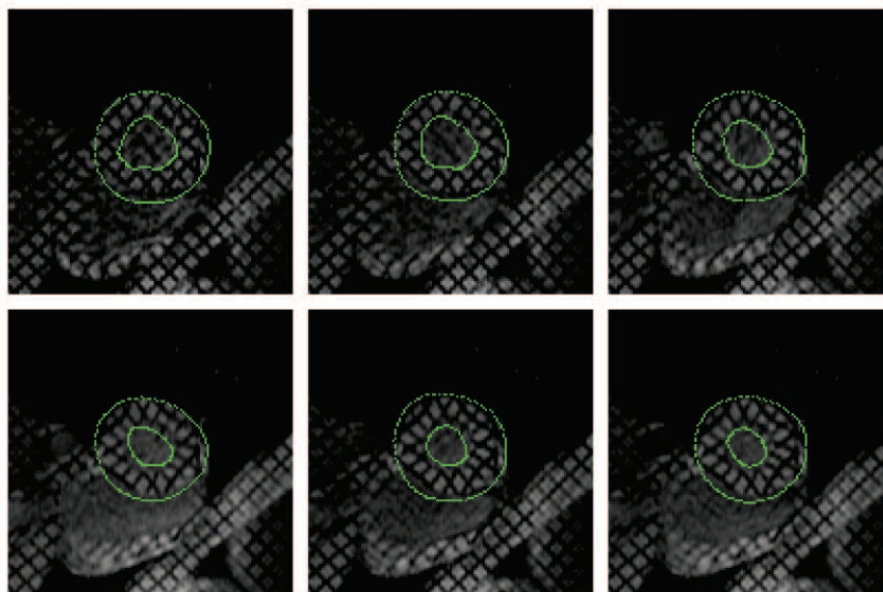
Par ailleurs, la méthode utilisée est reproductible et, de ce fait ne nécessite pas de reparamétrisation entre chaque patient. Le Tableau 1 résume l'ensemble des valeurs paramétrées et la Figure 7 montre le résultat de détection des contours obtenu sur une séquence PA d'un patient différent pour des valeurs de paramètres identiques à celles utilisées sur le premier patient au niveau de l'algorithme.

Paramètre	Endocarde	Epicarde
$\alpha$	0,01	0,2
$\beta$	10	10
$\kappa$	5	10
$\lambda$	1	1

**Tab. 1.** Valeurs des coefficients de pondération des différentes énergies mises en jeu dans la détection des contours endocardique et épicaudique

On notera une valeur plus élevée du coefficient  $\alpha$  pour la détection du contour épicaudique, ceci afin d'assurer une régularisation plus forte du contour (contrainte sur la forme circulaire) et ainsi de restreindre encore plus l'éventualité d'une divergence de la détection.

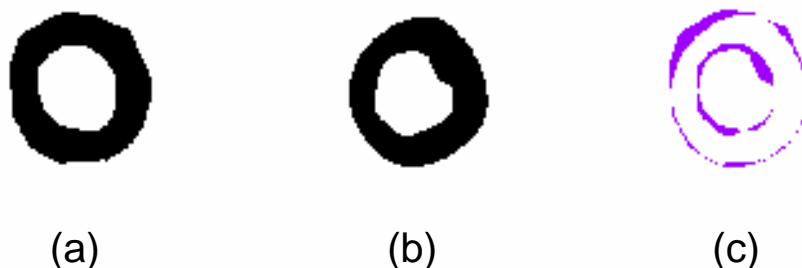
Au final donc, l'algorithme nécessite uniquement :



**Fig. 7.** Détection et suivi des contours épicaudique et endocaudique sur une autre séquence PA de la télédiastole à la télésystole (patient sain également).

- la position du centre de la cavité ventriculaire gauche sur la première image de la séquence (pouvant être déterminée soit manuellement, soit de façon automatique par calcul du barycentre de la cavité cardiaque sur la première image *moyenne-variance*);
- un angle d’ouverture vers le poumon, définissant une partie bien visible du contour épicaudique (à droite, du côté du poumon) et ayant pour sommet le centre de la cavité.

En terme de précision, la comparaison des surfaces myocardiques segmentées automatiquement aux surfaces obtenues par un tracé expert manuel montre que, quantitativement, sur un ensemble de 8 séquences (soient 48 images) plus de 80% des surfaces correspondent.



**Fig. 8.** Masques de détection des contours du VG sur une coupe PA : (a) masque expert, (b) masque automatique, (c) superposition des deux (la surface grisée correspond à l’erreur de détection).

La comparaison de ces deux masques binaires permet la caractérisation de la méthode de segmentation au moyen du calcul de 2 paramètres particuliers : (i) le pourcentage de pixel correctement détectés (VP) et (ii) le pourcentage de pixels faussement considérés comme

appartenant à la couronne cardiaque (FP). Le premier paramètre renseigne sur la capacité de la technique à détecter les pixels appartenant à la zone myocardique ventriculaire gauche. Le deuxième renseigne sur la capacité de la méthode à ne détecter **que** les pixels appartenant à cette même zone. Dans le cadre clinique, un examen pourra être considéré comme validé s'il se caractérise par un pourcentage de vrais positifs important et un pourcentage de faux positifs faible. La simplicité de la méthode proposée prend en compte l'objectif de la détection des contours myocardiques, à savoir non pas le calcul de paramètres cliniques, mais bien la discrimination des points de contrôle de la grille de *tags* appartenant à la couronne ventriculaire.

Le Tableau 2 présente les valeurs moyennes de paramètres VP et FP obtenus par l'étude de 8 séquences IRM cardiaques marquées (technique *SPAMM*), ainsi que l'écart-type correspondant.

	Moyenne	Écart-type
VP	81,25%	2,83
FP	2,89%	0,12

**Tab. 2.** Caractérisation de la méthode de détection des contours myocardiques par calcul des paramètres 'VP' et 'FP'.

Il apparaît donc que, en moyenne, 81% des zones détectées automatiquement correspondent à celles mises en évidence par le tracé expert, mais ceci pour un pourcentage de pixels faussement détectés inférieur à 3%. Encore une fois, étant donné que cette segmentation n'a pas pour but premier de calculer des paramètres cliniques de type volume ou encore masse, mais bien de permettre un suivi optimisé de la grille de *tags* par la suite, ces résultats sont tout à fait acceptables.

Enfin, aucune intervention manuelle n'est nécessaire durant les détections sur l'ensemble de la séquence, et le temps de calcul n'est que de, en moyenne, 2 minutes pour une séquence complète<sup>4</sup>.

### 3 Détection et suivi de la grille de *tags*

#### 3.1 Equation de diffusion sélective

Le suivi de la grille de *tags* que nous avons mis en œuvre est fondé sur l'utilisation d'une grille de contours actifs (*B-snakes*) qui présente la particularité de ne déplacer que les nœuds et de permettre l'intégration de propriétés de régularité par la définition d'une énergie interne, dans le cadre d'une modélisation continue et paramétrique [2].

La grille de *B-snakes* est construite par interpolation entre les points de contrôle au moyen de *splines* cubiques. Ces points de contrôle sont également les points d'intersection de la grille de *tags*. Un modèle de contour actif tel que nous l'avons décrit dans la section précédente permet alors de suivre dans le temps la grille de *tags* par minimisation d'une énergie particulière  $E_{grille}$  en modifiant la position des points d'intersection.

Cette énergie est exprimée sous la forme de la somme d'une énergie interne  $E_{interne}$  permettant d'assurer la cohérence du résultat final sous forme de contrainte sur l'espacement et l'alignement des points de la grille, et d'une énergie image (ou externe)  $E_{image}$  permettant l'attraction vers l'information de *tags*.

<sup>4</sup> Ordinateur utilisé : Pentium IV cadencé à 1,4 GHz et disposant de 512 Mo de mémoire étendue.

$$E_{grille} = E_{interne} + E_{image} \quad . \quad (5)$$

Le fait de ne déplacer que les points d'intersection de la grille présente un avantage algorithmique certain, puisque le temps de traitement des images s'en trouve largement diminué. L'inconvénient majeur réside dans le fait qu'un nombre limité de points vont alors décrire le mouvement cardiaque ventriculaire gauche. Ceci n'est en fait pas un réel problème dans notre cas, puisque le motif de marquage généré possède un espacement *intertags* suffisamment restreint (4,75 mm) pour que le nombre de points de contrôle dans la zone du VG puissent décrire de manière exploitable le champ de déplacement associé à la contraction myocardique.

Ce choix au niveau de la méthode de détection/suivi est donc à la fois compatible avec une intégration en routine clinique du point de vue du temps de traitement des séquences, et avec une description optimale du champ de déplacement du VG durant la systole ventriculaire.

Le verrou majeur réside encore une fois dans l'obtention d'une énergie externe adéquate au suivi du motif. Pour ce faire, nous proposons d'effectuer une diffusion sélective des IRM cardiaques marquées permettant un lissage des informations non relatives à la grille de *tags*.

### 3.2 Equation de diffusion sélective

Soit  $\psi : \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^* \rightarrow \mathbb{R}$  la fonction luminance associée à une image scalaire.

Diffuser l'information contenue dans l'image, c'est, entre autre, considérer un problème de minimisation d'une fonctionnelle  $E$  associée à  $\psi$  [12] et définie par :

$$E(\psi) = \int_{\Omega} \phi(\|\nabla\psi\|)d\Omega \quad , \quad (6)$$

où  $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction croissante.

Dans le cas des images scalaires, la minimisation de  $E$  est équivalente à la juxtaposition de deux équations de la chaleur 1D orientées l'une dans la direction orthogonale au gradient de l'image, et l'autre dans la direction tangente.

$$\frac{\partial\psi}{\partial t} = \frac{\phi'(\|\nabla\psi\|)}{\|\nabla\psi\|} \psi_{\xi\xi} + \phi''(\|\nabla\psi\|) \psi_{\eta\eta} \quad , \quad (7)$$

où  $\eta = \nabla\psi/\|\nabla\psi\|$  et  $\xi \perp \eta$ .

Cette EDP se caractérise par un effet diffusif anisotrope effectué dans les directions privilégiées  $\xi$  et  $\eta$  permettant un débruitage de l'image. Cependant, elle ne permet pas l'intégration de connaissances *a priori* sur d'éventuels motifs à préserver.

Nous nous proposons donc d'utiliser une fonctionnelle énergétique  $E$  différente, issue de la physique de la mesure [14] et récemment appliquée au traitement d'image [9]. En considérant les mêmes notations que précédemment, cette fonctionnelle est alors la suivante :

$$E(\psi) = \int_{\Omega} \int_0^{\infty} d\Omega dt \times \left[ (\nabla - \mathbf{A}) \psi \cdot (\nabla - \mathbf{A}) \psi + \left( \frac{\partial\psi}{\partial t} \right)^2 - \psi^2 \right] \quad . \quad (8)$$

La particularité de cette fonctionnelle est d'intégrer un potentiel vecteur  $\mathbf{A}$  permettant de contraindre la diffusion le long de lignes de niveaux données de l'image<sup>5</sup>.

La minimisation de cette fonctionnelle permet l'obtention d'une EDP de diffusion particulière permettant l'intégration de connaissances *a priori* via le potentiel  $\mathbf{A}$  :

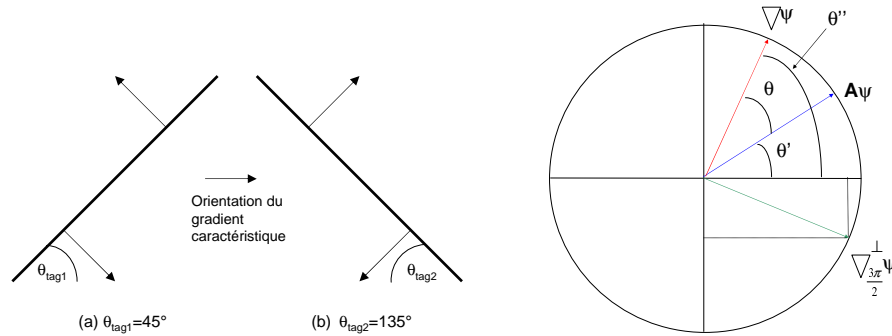
$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = \frac{1}{2}(\nabla - \mathbf{A}) \cdot (\nabla - \mathbf{A})\psi \quad . \quad (9)$$

C'est cette équation que nous nous proposons de paramétrer dans la section suivante, afin de l'utiliser pour la génération de cartes de potentiels adaptées à notre problématique de détection et de suivi de la grille de *tags* en IRM cardiaque marquée.

### 3.3 Paramétrisation de l'équation de diffusion

Le but poursuivi par la méthode de diffusion mise en oeuvre dans le cadre de la problématique de détection et de suivi du motif de marquage en IRM cardiaque marquée peut se résumer en deux points : (i) éliminer l'information non pertinente (diffuser en dehors des *tags*) et (ii) préserver les motifs de marquage (ne pas diffuser les *tags*).

La particularité du motif de marquage, résultat du protocole d'acquisition défini au CHU d'Angers par les radiologues, nous amène à prendre en compte des caractéristiques précises quant à la restauration des IRM cardiaques marquées. En effet, les *tags* intègrent l'image de manière périodique, avec un espacement et une épaisseur connus, et surtout possèdent une orientation égale à  $\pm 45^\circ$ . Cette dernière propriété est particulièrement intéressante dans le sens où il est alors possible de caractériser chaque ligne de *tags* par deux gradients moyens qui leur sont propres : un premier orienté à  $\theta_{tag} + \pi/2$  et l'autre à  $\theta_{tag} + 3\pi/2$  (Figure 9).



**Fig. 9.** Gradients caractéristiques des lignes de *tags* (à gauche) et construction géométrique de  $\mathbf{A}\psi$  et  $\nabla\psi$  (à droite).

Nous proposons donc de prendre en compte l'orientation moyenne des gradients des *tags* afin de pondérer la diffusion localement, en intégrant cette propriété dans la construction de l'opérateur  $\mathbf{A}$ . Ainsi, afin d'obtenir un vecteur  $\mathbf{A}$  adapté, nous proposons de partir de la construction géométrique illustrée par la Figure 9 représentant, au pixel courant, le gradient associé ainsi que le vecteur  $\mathbf{A}$ . L'idée sous-jacente est d'utiliser l'angle  $\theta$ , caractéristique de la différence d'orientation entre le gradient local  $\nabla\psi$  et  $\mathbf{A}$ , comme facteur de pondération de la diffusion. A partir de ces considérations géométriques, et compte-tenu des notations

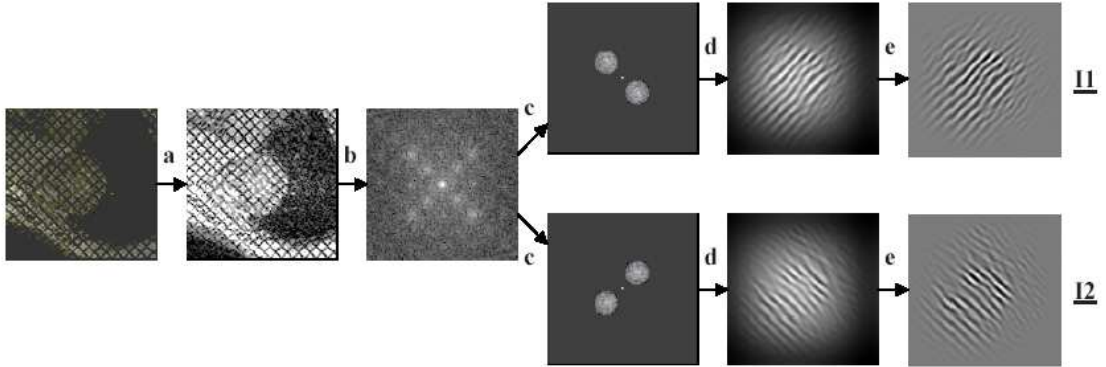
<sup>5</sup> Une description complète de la théorie aboutissant à cette fonctionnelle est présentée dans une communication des mêmes auteurs au congrès TAIMA'05 [8].

utilisées, nous pouvons donc exprimer  $\mathbf{A}$  dans le repère global  $(\mathbf{i}, \mathbf{j})$  sous la forme d'un opérateur particulier donné par :

$$\mathbf{A} = \nabla \cdot \cos \theta + \nabla_{\frac{3\pi}{2}}^{\perp} \cdot \sin \theta \quad , \quad (10)$$

avec  $\theta$  l'angle relatif entre  $\mathbf{A}\psi$  et  $\nabla\psi$ .

Cette approche pour la construction de  $\mathbf{A}$  permet donc bien de réaliser une diffusion sélective paramétrée par la différence d'orientation locale entre le gradient de l'image et  $\mathbf{A}$ . Si maintenant, nous imposons l'orientation  $\theta'$  de  $\mathbf{A}$  de manière cohérente par rapport aux *orientations locales* des *tags* (Figure 9), il sera alors possible de diffuser l'image tout en préservant la grille de marquage. En pratique, la méthode proposée pour le calcul de l'orientation locale de  $\mathbf{A}$  se fonde sur l'analyse du voisinage du pixel courant dans le but d'augmenter la cohérence du vecteur solution selon une méthode présentée dans [38]. Cette approche s'avère cependant très sensible au bruit et surtout à l'effacement des *tags*. Dans ce dernier cas, le manque de contraste entre un *tag* et le reste de l'image rend difficile l'estimation de l'orientation de  $\mathbf{A}$ . Pour pallier ce problème, nous proposons d'effectuer le calcul non pas directement dans l'espace image, puisqu'il peut être source d'erreur, mais dans l'espace de Fourier (Figure 10), où l'information *tag* est débruitée et utilisable à tout instant de la systole ventriculaire [43].



**Fig. 10.** Egalisation d'histogramme (a), FFT (b), multiplication par masques (c), FFT inverses (d) et filtrages directionnels de type dérivée seconde (e).

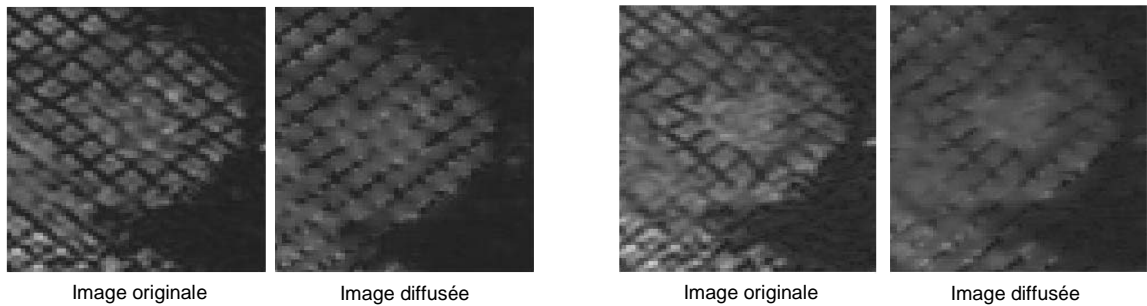
Plus précisément, l'application d'un masque elliptique sur les pics fréquentiels caractéristiques du motif de marquage en grille, suivi d'une transformée de Fourier inverse, permet l'obtention de deux images sur lesquelles l'information de *tag* devient beaucoup plus exploitable pour le calcul de l'orientation locale de  $\mathbf{A}$ .

### 3.4 Génération de cartes de potentiels pour la détection et le suivi du motif de marquage

La Figure 11 présente les résultats obtenus en terme de préservation des motifs de marquage orientés à  $45^\circ$  sur des IRM de marquage tissulaire. Le pas d'échelle est  $dt = 0.2$  pour un nombre d'itérations égal à 80. Ce pas permet une convergence rapide de l'algorithme sans pour autant entraîner des problèmes d'instabilité (valeurs non cohérentes de la luminosité de certains pixels). Quant au nombre d'itération, celui-ci a été fixé dans le cadre d'une

étude quantitative comparative entre un tracé manuel des *tags* et les résultats obtenus par détection de vallée sur les images diffusées [21].

Afin de montrer des résultats plus appréciables visuellement, nous avons choisi de ne traiter qu'une direction des *tags* sur les images extraites de séquences complètes.



**Fig. 11.** Préservation des *tags* orientés à  $45^\circ$  par le processus de diffusion proposé sur une IRM cardiaque marquée en télédiastole (à gauche) en télésystole (à droite).

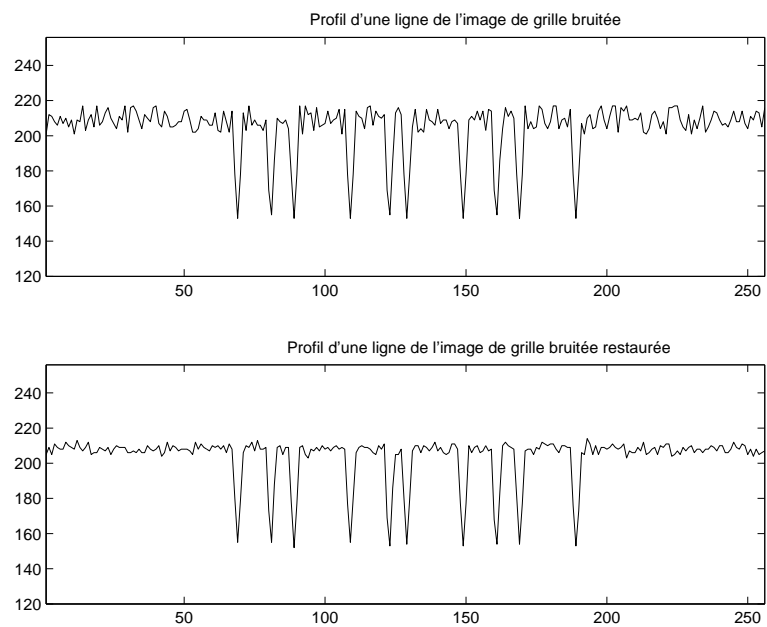
Pour bien aborder l'étude visuelle de ces résultats, il faut garder à l'esprit que le processus de diffusion sélective n'entraîne pas un rehaussement du contraste mais uniquement un lissage de l'information considérée comme non pertinente. Ainsi, si l'image ne paraît pas plus agréable à regarder après le traitement, nous pouvons constater sur la Figure 11, que le schéma de diffusion rend possible l'élimination progressive des artéfacts dus au bruit et également de l'information de l'image non relative aux *tags* (*i.e.* comprise entre deux lignes de *tags* consécutives). On notera en particulier que les *tags* orientés à  $45^\circ$  ne sont aucunement altérés par le processus au contraire de ceux orientés à  $135^\circ$  qui ont presque disparu sur l'image diffusée. A noter également, que ce processus de restauration met paradoxalement en évidence les imperfections des motifs de marquage originaux en éliminant l'information qui les entoure. Ceci peut conduire à l'impression visuelle d'une altération des deux orientations du motif de marquage, mais ce qui n'est pas le cas. La Figure 12, représentant un profil d'intensité des pixels selon une direction perpendiculaire aux *tags* orientés à  $45^\circ$  avant et après restauration, met en évidence la préservation de cette direction au détriment du reste de l'image.

De plus, le fait que  $\mathbf{A}$  soit calculé de manière locale sur un voisinage particulier rend effectivement possible l'application du processus pour des instants différents de l'instant initial de contraction : la déformation locale étant prise en compte, le schéma de diffusion reste efficace durant toute la contraction systolique.

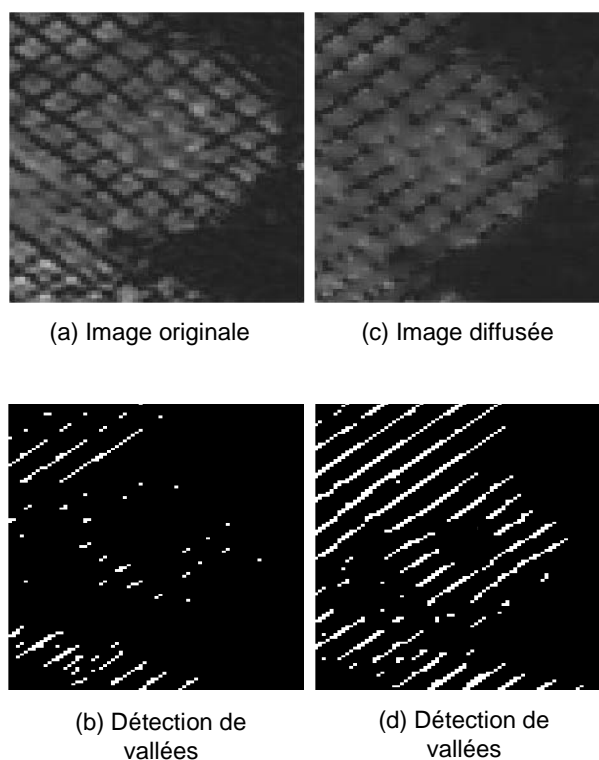
La réalisation d'une détection de vallées au moyen du calcul de la matrice hessienne locale dans le cadre de notre application en IRM marquée permet l'obtention de résultats qualitatifs intéressants : visuellement, si nous comparons une détection de vallée effectuée sur l'image *taggée* originale à la même détection réalisée sur l'image diffusée selon les mêmes paramètres de convergence que précédemment, il est possible de constater l'effet restaurateur de notre méthode de diffusion ; un plus large nombre de pixel appartenant aux *tags* orientés à  $45^\circ$  sont détectés sur l'image restaurée (Figure 13).

### 3.5 Détection et suivi : résultats

Les images ainsi diffusées sont alors utilisées pour définir le terme énergétique associé à l'énergie image du modèle présenté en début de section (Eq. (5)) :



**Fig. 12.** Comparaison de deux profils d'intensité dans une direction orthogonale aux *tags* orientés à 45 degrés avant et après débruitage par l'équation de diffusion proposée. L'écart variable entre les pics représentatifs des *tags* orientés à 45 degrés s'explique par le fait que la grille est déjà légèrement déformée.



**Fig. 13.** Détections de vallées sur l'image originale et sur l'image rehaussée.



$$E_{image} = \sum_{i,j} I_S(i,j) + \left( \int I_1(\alpha_{i,j}(u)) du + \int I_2(\beta_{i,j}(v)) dv \right) \quad , \quad (11)$$

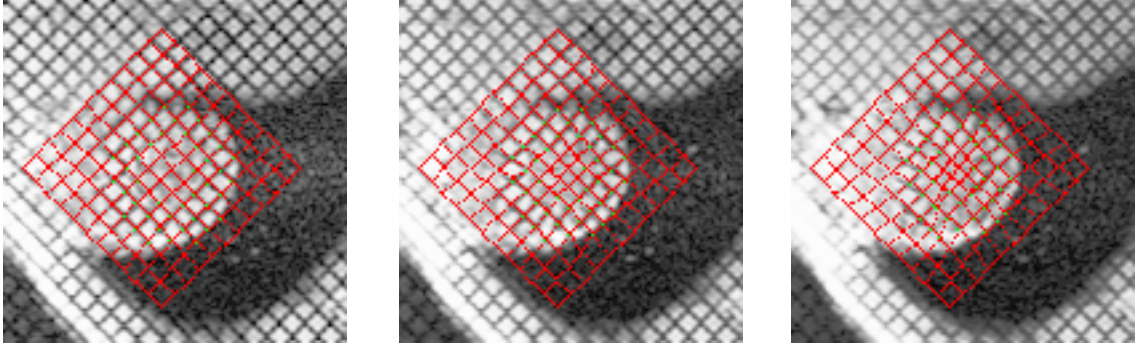
où  $I_1$  et  $I_2$  désignent respectivement l'image restaurée à 45 et à 135 degrés, et  $I_S := I_1 + I_2$ . Ce dernier terme permet de renforcer l'attraction des points de contrôles de la grille virtuelles vers les points d'intersection réels du motif de marquage caractérisés par une luminosité très faible sur cette image.

L'énergie totale de la grille peut alors s'écrire de la manière suivante :

$$E_{grille} = w_{alignement} \cdot E_{alignement} + w_{espacement} \cdot E_{espacement} + w_{tags} \cdot E_{image} \quad . \quad (12)$$

où les  $w_i$  sont des coefficients pondérateurs dont la valeur dépend de l'appartenance ou non du point de contrôle à la couronne ventriculaire.

L'intégration de ces cartes de potentiels ainsi obtenues comme énergie image de notre modèle de contour actif sous forme de grille, conduit aux résultats de détection et de suivi présentés Figure 14 (la grille détectée à l'instant  $t$  sert d'initialisation au processus de détection pour l'instant  $t + 1$ ).

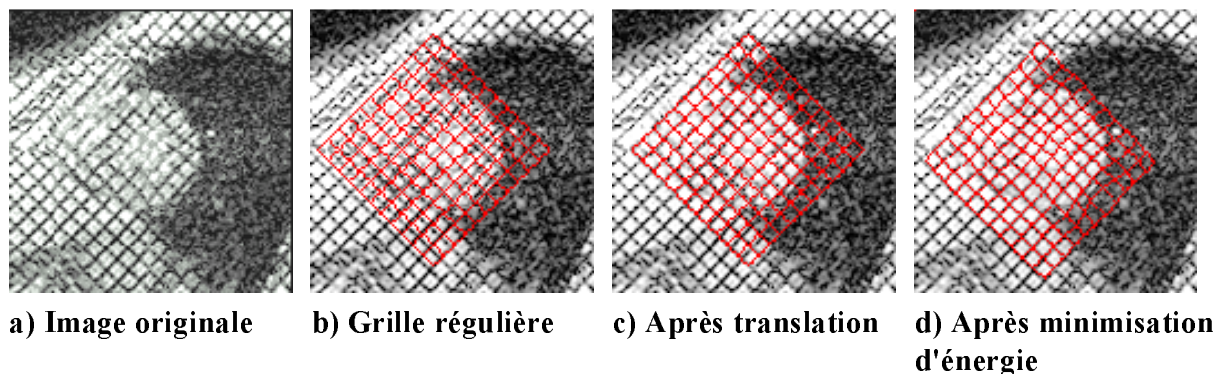


**Fig. 14.** Détection et suivi de la grille de *tags* sur une séquence PA entre la télédiastole et la télésystole.

Le traitement de la première image ne peut utiliser la solution de l'image précédente pour initialiser la grille de *B-snakes* puisque celle-ci n'existe pas. Il a donc fallu développer une méthode particulière pour cette image, permettant une initialisation correcte de la détection au moyen d'une image précédente fictive qui aurait été acquise au même moment que la création des plans de *tags*. Cette méthode se fonde sur l'utilisation d'une grille régulière mise en correspondance avec les lignes de *tags* par minimisation d'énergie. Elle ne peut s'appliquer qu'à la première image de la séquence temporelle : les lignes de *tags* sont alors bien visibles et peu déformées.

Cette approche nécessite la connaissance de l'orientation des *tags* (45° et 135°), de l'espacement en pixels entre deux *tags* consécutifs, noté  $L$ , contenu dans l'en-tête DICOM des images, ainsi que de la position du myocarde dans l'image (donnée par la détection des contours épicaudique et endocardique). Toutes ces informations sont en effet suffisantes pour construire une grille régulière, orientée suivant les *tags* et contenant le myocarde (Figure 15.b). Afin de faire correspondre cette grille le mieux possible aux motifs de marquage, mais sans pour autant la déformer, la grille est translatée de 1 à  $L$  pixels dans l'une des deux directions des *tags*. Pour chacune des positions, la somme des intensités des pixels de l'image

situés sur cette grille est calculée, et la position correspondant au minimum est conservée. Le même traitement est effectué dans la direction orthogonale. Cette translation rigide vers les intensités faibles permet d’approcher **rapidement** la position de la grille de *tags* par une grille régulière (Figure 15.c). Cette solution constitue alors une initialisation correcte pour la détection de la grille par la méthode précédemment présentée (Figure 15.d).



**Fig. 15.** Détection de la grille de *tags* sur la 1ère image de la séquence.

Les valeurs des paramètres de pondérations utilisés sont résumées dans le tableau ci-dessous :

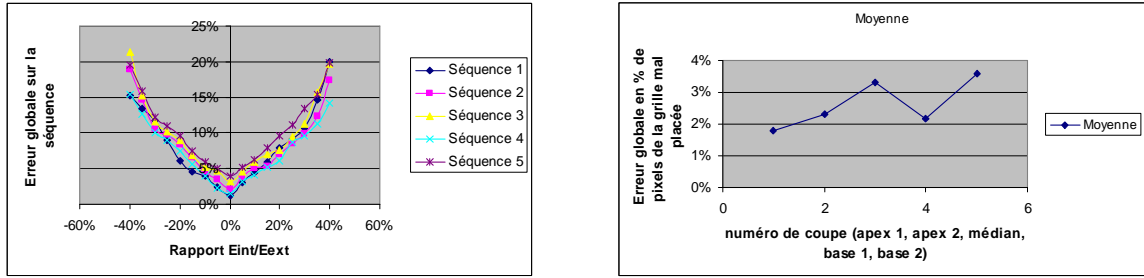
	Intérieur du myocarde	Extérieur du myocarde
$w_{\text{espacement}}$	10	10
$w_{\text{alignement}}$	10	20
$w_{\text{tags}}$	20	0

**Tab. 3.** Valeurs des coefficients de pondération en fonction de la position du point de contrôle dans l’image.

La valeur nulle du coefficient relatif à l’énergie image pour un point de contrôle n’appartenant pas à la couronne ventriculaire se justifie par le fait que pour ces zones, l’accent est mis sur la régularité de la grille. En effet, l’information déplacement n’est ici pas pertinente. Dans la zone d’intérêt ventriculaire, un rapport de 1 pour 2 entre l’énergie interne et l’énergie externe permet l’obtention de résultats satisfaisants.

Une analyse quantitative de ces résultats selon un protocole de quantification de l’erreur globale de détection commise sur une séquence complète de 30 images (au sens du pourcentage de pixels de la grille virtuelle mal positionnés dans la zone ventriculaire gauche) effectuée par un expert médical, montre une bonne précision de la méthode (Figure 16), puisque pour la paramétrisation optimale, l’erreur de détection n’est que de 4% en moyenne. Cette approche se caractérise également par une bonne robustesse intra-patient et une bonne reproductibilité. En particulier, une variation de 40% du rapport des poids donnés aux énergies internes et externes est nécessaire pour que la précision de la détection et du suivi de la grille devienne insuffisante (supérieur à 15% comme le montre la Figure 16).

Enfin, cette méthode a été testée sur un ensemble de 10 patients sans modifier la paramétrisation optimale obtenue pour l’analyse de la séquence du premier d’entre eux. Dans chaque cas, les résultats ont été jugés satisfaisants par l’expert médical du CHU d’Angers et,



**Fig. 16.** Variation de l'erreur de détection moyenne en fonction du rapport entre les énergies internes et l'énergie externe (à gauche) et variation de la moyenne sur 10 patients de l'erreur globale de détection de la grille de *tags* en fonction du niveau de coupe considérée (à droite).

quantitativement parlant, le taux d'erreur globale en terme de détection reste faible (moins de 4%) (Figure 16).

## 4 Estimation quantitative des champs de déplacement et de déformation cardiaques ventriculaires gauches

### 4.1 Définitions

La majorité des travaux de recherche, présentés dans la section 1, débouchent sur une analyse quantitative bidimensionnelle des déplacements intramyocardiques. Petitjean [33] propose un état de l'art des résultats obtenus confrontant 28 études différentes. Nous proposons de nous appuyer sur l'ensemble de ces données pour confronter nos résultats. Notons cependant que toutes les études mentionnées ne s'attachent pas à quantifier de manière systématique les paramètres que nous calculons dans les sections suivantes. Il est donc nécessaire, pour chacun d'entre eux, d'extraire un nombre plus limité de références parmi les 28 proposées.

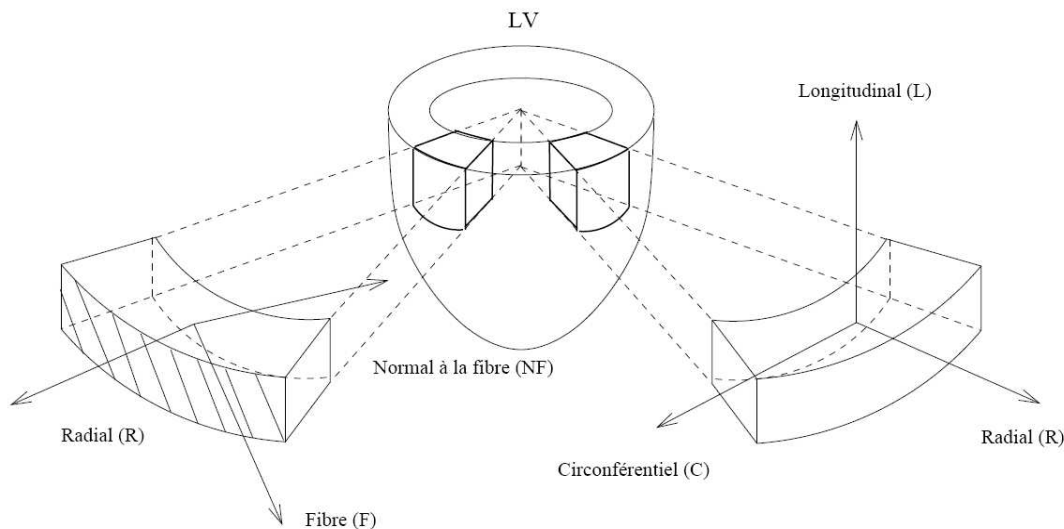
La population que nous proposons d'étudier est constituée d'un ensemble de 10 volontaires sains âgés de 24 à 35 ans. Un examen complet IRM cardiaque marquée (synchronisé sur l'électrocardiogramme) a été effectué sur chacun d'entre eux grâce à un scanner IRM General Electric Healthcare 1,5 Tesla. Le marquage sous forme de grille est généré par le procédé *SPAMM* déjà mentionné précédemment. Les paramètres d'acquisition sont les suivants :  $TR=11,2$  ms,  $TE=5,5$  ms, épaisseur de coupe : 6 mm.

L'ensemble des paramètres calculés entre la télédiastole et la télésystole doit être exprimé dans un repère adapté à la forme du VG. Deux repères peuvent être envisagés [41] :

- le repère RCL s'articulant autour des directions radiale, circonférentielle et longitudinale (Figure 17) ;
- le repère RFNF utilisant la direction des fibres.

Le plus utilisé est le repère RCL qui ne nécessite pas la connaissance *a priori* de l'orientation des fibres musculaires du myocarde. Dans ce dernier, il est possible de calculer un ensemble de paramètres permettant de caractériser quantitativement les déformations du VG, décrites de façon très schématique et globale par :

- une contraction radiale ;
- une contraction longitudinale ;
- une torsion autour du grand-axe ;



**Fig. 17.** Repère RCL (d'après [32]).

– une déformation autour du grand-axe.

A cet ensemble de déformations, viennent s'ajouter une rotation et une translation globales.

Si nous notons  $\mathbf{u}$  le champ de déplacement extrait de l'information de *tag* des images cardiaques marquées, il est alors possible de distinguer deux types de paramètres spatio-temporels de déformation (ou PSTD) : (i) les paramètres directement extraits de  $\mathbf{u}$ , appelés paramètres d'ordre 0, et (ii) ceux calculés à partir du tenseur des déformations associé à  $\mathbf{u}$ , appelés paramètres d'ordre 1.

**Paramètres d'ordre 0** Les paramètres d'ordre zéro traduisent des déplacements et la torsion [41].

Le déplacement dans une direction donnée, caractérisée par un vecteur  $\mathbf{d}$  unitaire, est la projection du déplacement  $\mathbf{u}$  sur ce vecteur. Les directions d'analyse diffèrent selon le plan de coupe étudié. Ainsi, sur les coupes PA sont estimés les déplacements selon la direction normale et tangentielle à l'endocarde et à l'épicarde.

Le paramètre de torsion s'estime dans le plan PA uniquement. Il consiste à caractériser la rotation de l'apex par rapport à la base.

**Paramètres du premier ordre** Les paramètres du premier ordre comprennent les déformations normales, les cisaillements et l'ensemble des paramètres extraits du calcul des valeurs et vecteurs propres du tenseur des déformations  $\mathbf{E}$  associé à  $\mathbf{u}$ , donné par la relation (13)<sup>6</sup>.

$$\mathbf{E}(\mathbf{u}) = \frac{1}{2}(\nabla\mathbf{u} + \nabla\mathbf{u}^T + \nabla\mathbf{u}^T\nabla\mathbf{u}) \quad . \quad (13)$$

Les déformations normales sont définies par les éléments diagonaux du tenseur des déformations  $\mathbf{E}$ . Dans le repère RCL, l'étude de ces valeurs permet de caractériser différents

<sup>6</sup> Les paramètres issus de ce tenseur et présentés dans ce chapitre sont des paramètres classiques obtenus de mécanique des milieux continus.

types de déformations normales :

- la déformation radiale ;
- la déformation circonférentielle ;
- la déformation longitudinale.

Ces paramètres caractérisent l'étirement ou le raccourcissement local (en fonction du signe du paramètre étudié) subi par le VG le long de l'axe du repère RCL.

Aux paramètres précédents viennent s'ajouter les cisaillements, qui peuvent également être définis dans le repère RCL. Trois types de cisaillements sont à distinguer :

- circonférentiel-longitudinal (associé à la torsion du VG et à la variation du déplacement longitudinal) ;
- circonférentiel-radial (associé à la rotation et à la contraction du VG) ;
- longitudinal-radial (associé à la variation du déplacement longitudinal et à la contraction du VG).

Alors que les déformations normales sont définies par les éléments diagonaux du tenseur des déformations  $\mathbf{E}$ , les cisaillements correspondent à ses éléments anti-diagonaux.

Dans le cadre de ce travail, l'étude étant réalisée uniquement sur des coupes PA, nous nous contenterons de définir localement un simple repère RC et d'en extraire les paramètres de déplacement et de déformation associés.

Notons enfin, que cette étude quantitative n'a pour premier but que de vérifier la cohérence de nos résultats avec ceux déjà calculés dans la littérature sur des populations comparables. Une véritable validation clinique nécessiterait une étude sur un nombre de patients plus significatifs incluant également des cas pathologiques bien identifiés. La mise en place d'un Protocole hospitalier de Recherche clinique est actuellement à l'étude, mais rendu difficile par le fait que l'utilisation de l'IRM marquée reste encore marginale.

## 4.2 Déplacements radial, circonférentiel

Pour ce paramètre d'ordre 0, il est possible de prendre en considération deux études particulières, l'une menée par Young *et al.* [40], et l'autre par Moore *et al.* [28].

Les valeurs maximales de déplacement obtenues par les auteurs (Tableau 4) confirment le mouvement de contraction du VG durant la systole, *i.e.* le cœur se contracte radialement et vers le centre de la cavité cardiaque. Plus précisément, si l'on s'intéresse à l'étude de trois coupes PA, respectivement basale, médiane, et apicale, on constate que la contraction est plus importante à la base du VG.

	Base	Médian	Apex
[40] (12 patients)	$5.9 \pm 0.4$	$6 \pm 0.3$	$4.65 \pm 0.2$
[28] (31 patients)	$5.0 \pm 1.3$	$4.3 \pm 1.1$	$4.2 \pm 1.6$
<b>Notre estimation (10 patients)</b>	$5.7 \pm 0.5$	$4.9 \pm 0.7$	$4.3 \pm 0.9$

**Tab. 4.** Comparaison des valeurs moyennes ( $\pm$  l'écart-type (SD)) des déplacements radiaux (en mm) entre deux études de référence et nos résultats. Une valeur positive indique un déplacement vers l'intérieur du myocarde).

Les valeurs estimées à partir de nos résultats sont cohérentes par rapport à celles obtenues par les deux auteurs et accréditent également le mouvement de contraction plus important de la base du VG.

Les composantes circonférentielles des vecteurs déplacement situés sur le VG permettent de mettre en évidence le mouvement de rotation qui accompagne la contraction du myocarde.

	Base	Médian	Apex
[40] (12 patients)	-4.2°	5.75°	13°
[31] (15 patients)	-4.9°	-	9.75°
[29] (12 patients)	-4.36°	-	6.8°
[1] (15 patients)	-4°	5°	10.5°
Moyenne $\pm$ SD (Standard Deviation)	-4.4° $\pm$ 0.4°	5.4° $\pm$ 0.5°	10 $\pm$ 2.5°
<b>Notre estimation (10 patients)</b>	-4.3° $\pm$ 0.2°	5.1° $\pm$ 0.4°	11.1° $\pm$ 0.8°

**Tab. 5.** Comparaison des valeurs moyennes des déplacements circonférentiels maximaux entre 4 études de référence et nos résultats (SD : écart-type).

Les mesures d'angle, extraites de 4 études différentes (Tableau 5), montrent en effet que durant la systole, la base du VG se contracte en tournant dans le sens horaire et que l'apex subit un mouvement de rotation dans le sens trigonométrique. Notons également que la rotation maximale de la base est moins importante que celle de l'apex. Nos estimations sont du même ordre de grandeur et viennent corroborer ces constatations.

### 4.3 Déformations normales

La composante radiale des déformations normales apparaît, au travers de 4 études références, [40,28,3,25] comme une grandeur toujours positive. Les valeurs obtenues par les auteurs en % de la valeur de déformation maximale (Tableau 6) restent cependant caractérisées par un écart-type important ; l'utilisation de motifs de marquage différents (en particulier radial pour [3]) explique certainement cette disparité. Il est donc difficile de dresser une conclusion quant à l'évolution de la déformation normale radiale de la base vers l'apex. Néanmoins, le caractère positif des mesures, et ce quel que soit le niveau de coupe du VG, est cohérent avec l'accroissement de l'épaisseur pariétale constaté lors de la systole ventriculaire.

	Base	Médian	Apex
[40] (12 patients)	21	17.7	6.5
[28] (31 patients)	45	41.7	47.7
[3] (87 patients)	35	40.8	42
[25] (10 patients)	34	29	28
Moyenne $\pm$ SD	33.7 $\pm$ 9.8	32.3 $\pm$ 11.3	31 $\pm$ 18
<b>Notre estimation (10 patients)</b>	25.7 $\pm$ 1.3	22.1 $\pm$ 0.6	20.3 $\pm$ 2.1

**Tab. 6.** Comparaison des valeurs des déformations normales radiales maximales (exprimées en %) entre 4 études de référence et nos résultats (SD : écart-type).

Les estimations réalisées à partir de l'analyse de nos séquences sont caractérisées par une variabilité assez importante. Cependant, les valeurs obtenues nous confortent dans la validité des prétraitements mis en œuvre.

L'autre paramètre d'ordre 1 est la composante circonférentielle de la déformation normale. Il est possible de s'appuyer sur un ensemble de 5 études afin de déterminer une valeur

moyenne de ce paramètre, là aussi exprimée en % de la valeur maximale, pour les trois niveaux de coupe considérés. L'ensemble des résultats est présenté dans le Tableau 7.

	Base	Médian	Apex
[5] (10 patients)	$-27.3 \pm 5.5$	$-29.6 \pm 3.8$	$-34 \pm 2.6$
[24] (10 patients)	$-20.8 \pm 1.7$	$-22.1 \pm 1.3$	$-24 \pm 2.9$
[40] (12 patients)	$-19.5 \pm 1.3$	$-20.5 \pm 1.3$	$-21.8 \pm 1.3$
[28] (31 patients)	$-18.5 \pm 2.4$	$-19.3 \pm 3.8$	$-22.3 \pm 2.9$
[25] (10 patients)	$-19.4 \pm 2.7$	$-21.4 \pm 2.7$	$-24.5 \pm 2.6$
<b>Notre estimation (10 patients)</b>	$-20.4 \pm 1.1$	$-22.5 \pm 1.6$	$-24.8 \pm 2.7$

**Tab. 7.** Comparaison des valeurs moyennes ( $\pm$  l'écart-type) des déformations normales circonférentielles maximales (exprimées en %) entre 5 études de référence et nos résultats.

D'une manière générale, il apparaît que ce paramètre est plus important à l'apex qu'à la base. Nous retrouvons également cette caractéristique au travers de nos mesures qui restent, là aussi, dans l'intervalle des grandeurs.

#### 4.4 Conclusion

Au travers d'une étude de la littérature proposée par Petitjean [32], nous venons de montrer que nos méthodes, développées dans le cadre de la détection et le suivi des contours myocardiques et de la grille de *tags*, permettent l'obtention d'une estimation cohérente des principaux paramètres de déformation, à savoir les composantes des déplacements dans le repère RCL (réduit ici aux axes R et C) et les attributs issus du tenseur de déformations associé.

## 5 Discussion

Nous avons présenté dans cet article une méthode de détection automatique des contours endocardique et épicaudique sur des séquences IRM cardiaques marquées, ainsi qu'une méthode de rehaussement de l'information de *tag*. Concernant la détection des contours, la génération de cartes de potentiels, par analyse de texture s'avère donc être une méthode efficace pour intégrer dans un modèle de contour actif les informations images pertinentes. La précision de ces cartes, principalement concernant le contour endocardique, permet de détecter de façon **robuste et reproductible** les contours du VG. Dans le cas du contour épicaudique, la carte d'entropie apparaît comme un candidat meilleur que le potentiel de gradient obtenu après fermeture morphologique. Par ailleurs, la disparition progressive des *tags*, entraînant une perte de contraste entre la cavité cardiaque et le reste de l'image, peut être compensée en augmentant progressivement le poids donné à l'écart-type, et ce de manière linéaire, lors de la génération de la carte moyenne-variance.

La méthode de détection et de suivi de la grille de marquage se fonde sur l'utilisation d'une équation aux dérivées partielles paramétrable et permettant la prise en compte de caractéristiques géométriques propres aux IRM de marquage tissulaire. Une paramétrisation de cette équation selon l'approche présentée permet la détection et le suivi de la grille de *tags* sur des images PA du VG.

Nous avons également proposé pour les deux méthodes une analyse quantitative des résultats de détection obtenus, permettant de mettre en évidence la robustesse et la reproductibilité de nos approches. Ces résultats permettent également d'envisager sereinement les éventuels problèmes à venir dus à l'évolution des technologie de *tagging*. Plus précisément,

si la technique *SPAMM* de marquage devait être supplantée par la technique *CSPAMM* (*Complementary SPAMM*) permettant une persistance du motif de marquage au cours de la contraction ventriculaire, nos algorithmes de détection/suivi devraient bien se comporter. Notons cependant que les séquences *CSPAMM* ne sont quasiment pas disponibles sur les scanners IRM des hôpitaux français, et que cette technique nécessite deux acquisitions complémentaires au lieu d'une seule pour le marquage de type *SPAMM*, allongeant d'autant la durée de l'examen.

Par ailleurs, aucune intervention manuelle n'est nécessaire durant les détections sur l'ensemble de la séquence, et le temps de calcul n'est que de, en moyenne, 15 minutes pour le traitement d'une séquence complète sur un Pentium IV cadencé à 1,4 GHz et possédant 512 Mo de RAM.

Les premiers résultats d'estimations quantitatives de divers paramètres caractéristiques de la contraction ventriculaire (déplacements, torsion, déformations), réalisées sur un ensemble de 10 patients sains, sont particulièrement encourageants au regard de la littérature médicale.

Enfin, ce travail a donné lieu au développement d'un logiciel baptisé LASCIM (Logiciel d'Analyse de Séquences Cardiaques en IRM de Marquage) intégrant l'ensemble des algorithmes mis en place. Il permet d'ores et déjà une utilisation aisée des méthodes de détection et de suivi par les praticiens hospitaliers. A moyen terme, son développement permettra également d'envisager une validation clinique des résultats sur un nombre de patients plus significatif, intégrant des cas non pathologiques et pathologiques. Par ailleurs, un deuxième objectif à moyen terme est la mise en place d'une base de données images qui permettra de comparer, sur un même ensemble de séquences IRM cardiaques marquées, les différentes méthodes développées pour leur analyse. Enfin, l'extension de ces travaux au 3D+T reste particulièrement intéressante. Elle nécessite pour sa mise en place l'intégration dans le processus d'étude de l'analyse des coupes Grand-Axe (GA) du VG. Nous disposons actuellement de premiers résultats d'étude intéressants sur ces coupes qui nous permettent, là encore, de retrouver quantitativement parlant des résultats cliniques (expression des composantes de déplacement et de déformation selon l'axe longitudinal du repère RCL) en accord avec la littérature. La mise en place d'un modèle tridimensionnel et temporel du VG se présente donc également comme un objectif futur des travaux présentés.

## Références

1. C. Allouche. Automatic, real-time processing of SPAMM-tagged myocardium images with a software improved tag resolution. In *Meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine (ISMRM'01)*, Glasgow (Royaume-Uni), 2001.
2. A.A. Amini, Y. Chen, R.W. Curwen, V. Mani, and J. Sun. Coupled B-snake grids and constrained thin-plate splines for analysis of 2D tissue deformations from tagged MRI. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 17(3) :344-356, 1998.
3. J. Bogaert and F. Rademakers. Regional nonuniformity of normal adult human left ventricle. *American Journal of Physiology : Heart and Circulatory Physiology*, 280 :610-620, 2001.
4. R. Chandrashekara, R.H. Mohiaddin, and D. Rueckert. Analysis of myocardial motion in tagged MR images using nonrigid image registration. In *Medical Image Understanding and Analysis*, Porthmouth, 2002.
5. N.R. Clark, N. Reichek, P. Bergey, E.A. Hoffman, D. Brownson, L. Palmon, and L. Axel. Circumferential myocardial shortening in the normal human left ventricle. assessment by magnetic resonance imaging using spatial modulation of magnetization. *Circulation*, (84) :67-74, 1991.
6. P. Clarysse, L. Bracoud, P. Croisille, and I.E. Magnin. Integrated quantitative analysis of tagged magnetic resonance images. *FIMH-LNCS*, 2230 :69-75, 2001.



7. L.D. Cohen and I. Cohen. Finite element methods for active contour models and balloons for 2d and 3d images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15 :1131–1147, 1993.
8. V. Courboulay, A. Histace, M. Ménard, and C. Cavarro-Ménard. Une approche informationnelle du traitement d'image. In *Actes du congrès TAIMA'05 (Traitement et Analyse d'Images : Méthodes et Applications)*, 2005.
9. V. Courboulay, M. Ménard, M. Eboueya, and P. Courtellemont. Une nouvelle approche du filtrage linéaire optimal dans le cadre de l'information physique extrême. In *RFIA 2002*, pages 897–905, Janvier 2002.
10. J. Declerck, J. Feldmar, and N. Ayache. Definition of a four-dimensional continuous planispheric transformation for the tracking and the analysis of left-ventricle motion. *Medical Image Analysis*, 2 :197–213, 1998.
11. T. Denney. Estimation and detection of myocardial tags in MR images without user-defined myocardial contours. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(4) :330–344, 1999.
12. R. Deriche and O. Faugeras. Les edp en traitements des images et visions par ordinateur. *Traitement du Signal*, 13(6) :551–578, 1996.
13. L. Dougherty, J. Asmuth, A. Blom, L. Axel, and R. Kumar. Validation of an optical flow method for tag displacement estimation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(4) :359–363, 1999.
14. B.R. Frieden. *Physics from Fisher Information*. Cambridge University Press, 1998.
15. M. Groot-Koerkamp, G. Snoep, A. Muijtjens, and G. Kemerink. Improving contrast and tracking of tags in cardiac magnetic resonance images. *Magnetic Resonance in Medicine*, 41 :973–982, 1999.
16. S. Gupta and J. Prince. On variable brightness optical flow for tagged MRI. In Kluwer, editor, *Information Processing in Medical Imaging*, pages 323–334, Dordrecht (Pays-Bas), 1995. Kluwer.
17. S. Gupta, J. Prince, and S. Androutsellis-Theotokis. Bandpass optical flow for tagged MRI. In *International Conference on Image Processing*, volume 3, pages 364–367, San Diego CA, 1997.
18. M. Guttman, J. Prince, and E. McVeigh. Tag and contour detection in tagged MR images of the left ventricle. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 13(1) :74–88, 1994.
19. M. Guttman, E. Zerhouni, and E. McVeigh. Analysis of cardiac function from MR images. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 17(1) :30–38, 1997.
20. I. Haber, R. Kikinis, and C.F. Westin. Phase-driven finite elements model for spatio-temporal tracking in tagged mri. In *Proceedings of Fourth International Conference On Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI'01)*, pages 1352–1353, 2001.
21. A. Histace. *Détections et suivis robustes de structures dans des séquences d'images : application à l'IRM cardiaque marquée*. Thèse de doctorat, Université d'Angers, 2004.
22. M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1 :321–331, 1988.
23. D. Kraitchman, A. Young, C. Chang, and L. Axel. Semi-automatic tracking of myocardial motion in MR tagged images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 14(3) :422–433, 1995.
24. C. Kramer, N. Reichek, V. Ferrarri, T. Theobald, J. Dawson, and L. Axel. Regional heterogeneity of function in hypertrophic cardiomyopathy. *Circulation*, 90 :186–194, 1994.
25. J. Kuijjer, J. Marcus, M. Götte, A. van Rossum, and R. Heethaar. Three dimensional myocardial strains at end systole and during diastole in the left ventricle of normal humans. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 4(3) :341–351, 2002.
26. S. Kumar and D. Goldgof. Automatic tracking of SPAMM grid and the estimation of deformation parameters from cardiac MR images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 13(1) :122–132, 1994.
27. J. Milles, P. Clarysse, A. Van Susteren, P. Croisille, I.E. Magnin, and T. Arts. Automatic 2d segmentation of the left ventricle in tagged cardiac MRI using motion information. In *Actes du congrès ISBI (International Symposium on Biomedical Imaging)*, Arlington, VA, USA, 2004.
28. C. Moore, C. Lugo-Olivieri, E. McVeigh, and E. Zerhouni. Three dimensional systolic strain patterns in the normal human left ventricle : Characterization with tagged mr imaging. *Radiology*, 214(2) :453–466, 2000.
29. E. Nagel, M. Stuber, B. Burkhard, S. Fisher, M. Scheidegger, P. Boesiger, and O. Hess. Cardiac rotation and relaxation in patients with aortic valve stenosis. *European Heart Journal*, 21 :582–589, 2000.
30. N.F. Osman, E.R. Mc Veigh, and J.L. Prince. Imaging heart motion using Harmonic Phased MRI (HARP). *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19 :186–202, 2000.
31. J. Park, D. Metaxas, A.A. Young, and L. Axel. Deformable models with parameters functions for cardiac motion analysis from tagged MRI data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(3) :278–289, 1996.

32. C. Petitjean. *Recalage non rigide d'images par approches variationnelles statistiques. Application à l'analyse et à la modélisation de la fonction myocardique en IRM*. Thèse de doctorat, Université René Descartes-Paris V, 2003.
33. C. Petitjean, N. Rougon, and P. Cluzel. Assessment of myocardial function : A review of quantification methods and results using tagged MRI. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 7(2) :501–516, 2005.
34. C. Petitjean, N. Rougon, F. Prêteux, Ph. Cluzel, and Ph. Grenier. A non rigid registration approach for measuring myocardial contraction in tagged mri using exclusive f-information. In *Proceedings International Conference on Image and Signal Processing (ICISP'2003), Agadir, Morocco, 25-27 June 2003*.
35. J.L. Prince and E. McVeigh. Motion estimation from tagged MR image sequences. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 11(2) :238–249, 1992.
36. P. Radeva, A. Amini, and J. Huang. Deformable B-solids and implicit snakes for 3D localization and tracking of SPAMM MRI data. *Computer Vision and Image Understanding*, 66 :163–178, 1997.
37. N. Rougon, C. Petitjean, F. Prêteux, P. cluzek, and P. Grenier. A non-rigid registration approach for quantifying myocardial contraction in tagged MRI using generalized information measures. *Medical Image Analysis*, 9 :353–375, 2005.
38. O. Baylou P. Borda M. Terebes, R. Laviaille. Mixed anisotropic diffusion. In *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition*, volume 3, pages 1051–14651, 2002.
39. S. Urayama, T. Matsuda, N. Sugimoto, S. Mizuta, N. Yamada, and C. Uyama. Detailed motion analysis of the left ventricular myocardium using an MR tagging method with a dense grid. *Magnetic Resonance in Medicine*, 44(73-82), 2000.
40. A. Young, C. Kramer, V. Ferrari, L. Axel, and N. Reichek. Three-dimensional left ventricular deformation in hypertrophic cardiomyopathy. *Circulation*, 90(854-867), 1994.
41. A.A. Young and L. Axel. Three-dimensional motion and deformation of the heart wall : estimation with spatial modulation of magnetization. A model-based approach. *Radiology*, (185) :241–247, 1992.
42. A.A. Young, D.L. Kraitchmann, L. Dougherty, and L. Axel. Tracking an finite element analysis of stripe deformation in magnetic resonance tagging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 14(3) :413–421, 1995.
43. S. Zhang, M. Douglas, L. Yaroslavsky, R. Summers, V. Dilsizian, L. Fananapazir, and S. Bacharach. A fourier based algorithm for tracking SPAMM tags in gated magnetic resonance cardiac images. *Medical Physics*, 32(8) :1359–1369, 1996.



**A. Histace** est né le 4 septembre 1977. Après avoir obtenu en 2001 son diplôme d'Ingénieurs de l'Ecole en Génie des Systèmes Industriels de la Rochelle (EIGSI), il a obtenu le titre de docteur de l'Université d'Angers en 2004 sur le thème de la détection et du suivi de structures dans des séquences d'images. Il assure à ce jour les fonctions d'enseignant-chercheur contractuel à l'université d'Angers au sein du Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Automatisés (LISA). Ses recherches actuelles s'orientent entre autres vers la restauration d'image pour l'analyse de séquences vidéo.



**C. Cavaro-Ménard** a reçu le diplôme d'ingénieur de l'Ecole Supérieure d'Electronique de l'Ouest (ESEO), à Angers, en 1987 et le titre de Docteur de l'Université de Tours en 1991. Depuis 1994, elle est Maître de Conférences à l'Université d'Angers et rattachée à l'équipe Signal-Image du Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Automatisés (LISA). Ses principaux domaines de recherche concernent, d'une part, l'analyse (segmentation) d'images médicales pour l'aide au diagnostic et, d'autre part, la compression des images médicales (évaluation de la qualité des images compressées).



**V. Courboulay** : Après avoir obtenu en 1999 son diplôme d'ingénieur en procédés électroniques et optiques dans l'actuelle Polytech'Orléans, il a soutenu son doctorat à l'Université de La Rochelle en 2002, dans le domaine du traitement d'images médicales en partenariat avec General Electric Medical Systems. Depuis 2004, il a été nommé maître de conférences à La Rochelle au Laboratoire Informatique Image Interaction. Ses recherches portent sur le traitement d'images, la théorie de l'information et l'étude du comportement avec des applications dans le domaine médical.



**M. Ménard** est né le 25 juillet 1966. Docteur de l'université de Poitiers en 1993, il a obtenu son habilitation à diriger des recherches à l'université de La Rochelle en 2002. Responsable de la thématique Image et Séquence d'Images du L3i pendant 3 années, il est, depuis 2004, professeur des universités. Ses travaux de recherche portent sur la modélisation de l'information, de son ambiguïté, incertitude et imprécision en reconnaissance des formes et analyse d'images.