

Estimation combinée de forme et de mouvement par champs markoviens : application à l'imagerie cardiaque scanner multibarrette

Joint Shape and Motion Estimation using Markovian Fields : Application to Multislice Computed Tomography Cardiac Imaging

**Antoine Simon¹, Mireille Garreau¹, Dominique Boulmier²,
Jean-Jacques Bellanger¹, Hervé Le Breton^{1,2}**

¹ INSERM U642, LTSI Campus de Beaulieu, Bât. 22, 35042 Rennes Cedex, France, Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image, Université de Rennes 1, Campus de Beaulieu, Bât. 22, 35042 Rennes Cedex, France

² Centre Cardio-Pneumologique, CHU Pontchaillou, 35033 Rennes, France

antoine.simon@univ-rennes1.fr, mireille.garreau@univ-rennes1.fr, jean-jacques.bellanger@univ-rennes1.fr,
dominique.boulmier@chu-rennes.fr, herve.le.breton@chu-rennes.fr

Manuscrit reçu le

Résumé et mots clés

Une méthode d'estimation conjointe de forme et de mouvement non rigide à partir de séquences temporelles tridimensionnelles est proposée. Reposant sur une mise en correspondance surface-volume, elle permet, à partir d'une première segmentation de l'objet d'intérêt, d'estimer le mouvement de l'objet et ses déformations sur toute la séquence temporelle d'observation. Une modélisation markovienne combinée à un algorithme de recuit simulé estime les correspondances entre les nœuds du maillage de surface modélisant l'objet à un instant et les voxels du volume représentant l'objet à l'instant suivant. La méthode a été appliquée à l'extraction de formes et de mouvements cardiaques en tomographie multibarrette. Les tests, réalisés à la fois avec des mouvements simulés et sur des données réelles, ont donné des résultats prometteurs.

Estimation de mouvement, imagerie scanner tridimensionnelle dynamique, mouvement cardiaque, champ de Markov

Abstract and key words

We propose a method for joint surface and non-rigid motion estimation from three-dimensional dynamic sequences. Based on a surface-volume matching, it provides, from one first segmented surface, both motion and deformations of the object of interest along the whole sequence. A Markovian model, combined with a simulated annealing process, estimates the correspondences between the nodes of the surface mesh modeling the object of interest at one time and the voxels of the volume representing the object at the following time. The method has been applied to cardiac surface and motion extraction in Multislice Computed Tomography. Tests realized with simulated motion and on real data have provided promising results.

Motion estimation, 3D dynamic CT imaging, cardiac motion, Markov random field



Remerciements

Ce travail a été financé par l'INSERM et la Région Bretagne. Les auteurs remercient par ailleurs Siemens Division Médicale ainsi que J.-F. Heautot et A. Larralde du Service de Radiologie du CHU de Rennes pour l'acquisition des images scanner.

1. Introduction

L'estimation du mouvement cardiaque à partir de séquences d'images tridimensionnelles a suscité un grand intérêt de la part de la communauté scientifique au cours des dernières années [Frangi *et al.* 2001]. D'un apport diagnostique important dans la lutte contre les cardiopathies, elle a bénéficié des progrès réalisés en imagerie dynamique, avec notamment les développements de l'échographie tridimensionnelle, du ciné-IRM, de l'IRM marquée et des scanners multibarrettes.

L'imagerie scanner multibarrette, grâce à l'augmentation du nombre de détecteurs et à une vitesse de rotation du couple émetteur-détecteur élevée, permet l'acquisition de plusieurs coupes de données en un temps réduit. La représentation dynamique du cœur est alors possible en combinant injection d'un produit de contraste et reconstruction par postsynchronisation sur l'ECG. Ainsi sont acquises des bases dynamiques de volumes tridimensionnels, représentant à la fois le muscle cardiaque et le réseau des artères coronaires avec une résolution spatiale élevée. Ces bases permettent une analyse à la fois anatomique et fonctionnelle du système cardiaque, faisant entrevoir la possibilité d'une description complète du système cardiaque grâce à un unique examen.

L'objet de ce travail est l'estimation du mouvement du muscle cardiaque à partir de ces données dynamiques.

Différentes approches ont été proposées pour estimer le mouvement d'objets représentés dans des séquences tridimensionnelles. La plupart nécessitent la segmentation préalable de l'objet étudié à tous les instants considérés. Elles sont donc fortement dépendantes de la cohérence temporelle de cette segmentation (réalisée de manière indépendante aux différents instants), c'est-à-dire du fait que les différentes surfaces segmentées correspondent exactement aux mêmes structures. Or cette segmentation est elle-même soumise à des contraintes spécifiques rendant cette cohérence difficile à assurer.

L'approche proposée, reposant sur une mise en correspondance d'une surface pré-segmentée et d'un volume de données initial, ne nécessite la segmentation de l'objet qu'à un unique instant. Cette approche permet ainsi de surmonter les problèmes d'incohérence rencontrés dans l'application de segmentations successives.

Plus précisément, la recherche de correspondances est réalisée entre, à un instant t , les noeuds d'un maillage issu d'un processus de segmentation et de reconstruction de surface et, à l'instant suivant $t + 1$, les voxels du volume original après application d'un détecteur de contours. La mise en correspondance repose

sur la définition d'un modèle de Markov qui, combiné à un algorithme de recuit simulé, permet d'obtenir les correspondances optimales.

Un processus d'estimation de surface permet ensuite, à partir du maillage à l'instant t et du mouvement estimé entre les instants t et $t + 1$, d'estimer le maillage correspondant à l'instant $t + 1$. Ces deux étapes (mise en correspondance et estimation de surface), appliquées itérativement, permettent de détecter la surface de l'objet dans les différents volumes de la séquence et d'estimer, entre instants successifs, le champ de déplacements 3D associé.

La méthode, testée sur données simulées (correspondant à une forme réelle subissant des déformations réalistes contrôlées) et données réelles a donné des résultats permettant de valider la démarche proposée.

Dans un premier temps, une synthèse de l'état de l'art des méthodes d'estimation de mouvement non rigide à partir de données tridimensionnelles sera présentée, permettant de souligner l'intérêt de la démarche proposée. La méthode développée sera ensuite détaillée, avec notamment la définition du champ de Markov utilisé. Enfin, les résultats obtenus sur données simulées et sur données réelles, ainsi que des éléments de comparaison des résultats obtenus, seront présentés.

2. État de l'art

Les méthodes d'estimation de mouvement 3D non rigide à partir de séquences tridimensionnelles peuvent être classées en deux principales catégories: les méthodes iconiques et les méthodes géométriques. Les premières reposent directement sur l'information de niveau de gris des images et fournissent un champ de déplacement dense, c'est-à-dire défini en chaque élément (pixel ou voxel) de l'image. Ces approches correspondent principalement aux méthodes d'estimation du flot optique. Les approches géométriques reposent quant à elles sur la sélection de primitives précises dont le mouvement sera estimé. Ces méthodes sont généralement fondées sur des modèles déformables (paramétriques ou non-paramétriques) ou sur des méthodes de mise en correspondance. Les principales caractéristiques de ces différentes approches sont données dans la suite de cette section.

Les méthodes d'estimation du flot optique reposent généralement sur l'hypothèse qu'un élément de la scène étudiée ne change pas d'intensité d'une image à l'autre (contrainte de conservation d'in-

tensité) pour obtenir un champ de déplacement dense [Horn et Schunck 1981] (voir [Song et Leahy 1991, Ruan *et al.* 1994, Gorce *et al.* 1997] pour des applications à l'estimation du mouvement cardiaque). Des approches ont été proposées pour surmonter cette contrainte, comme la modélisation de l'effacement des lignes de marquage en IRM marquée [Prince et Mc Veigh 1992, Gupta et Price 1995] ou l'utilisation d'une équation de conservation de la masse [Corpetti *et al.* 2002]. Cependant, en imagerie scanner cardiaque, le contraste de l'image dépend directement de la concentration en produit de contraste. Ce produit connaissant un phénomène de diffusion et le processus de reconstruction reposant sur des données acquises sur plusieurs cycles cardiaques, ces approches ne peuvent être ici directement utilisées. Les méthodes reposant sur un modèle déformable paramétrique permettent de décrire la surface et/ou le mouvement grâce à quelques paramètres. Le ventricule gauche a ainsi souvent été modélisé par un superellipsoïde [Chen *et al.* 1995, Park *et al.* 1996] ou décomposé suivant des harmoniques sphériques [Tu *et al.* 1995, Haigron *et al.* 1998]. Si ces approches sont adaptées à l'estimation de forme et de mouvement à partir de données éparées, elles n'autorisent pas directement la modélisation de formes de complexité et de variabilité importantes.

Les méthodes utilisant un modèle déformable non paramétrique reposent sur une représentation de la surface étudiée qui peut être explicite (*snakes* [Kass *et al.* 1988, McInerney et Terzopoulos 1995]), implicite (ensemble de niveaux [Osher et Sethian 1988, Paragios 2003]) ou encore discrète (modèle masse-ressort [Nastar et Ayache 1996], triangulation, maillage simplexe [Delingette 1999, Montagnat et Delingette 2005]). Ces modèles évoluent suivant une énergie comprenant un terme d'énergie interne, assurant la régularité de l'objet par rapport à une forme de référence, et un terme d'énergie externe, permettant de le déformer suivant les données considérées. Ces approches, souvent appliquées à l'estimation du mouvement cardiaque [McInerney et Terzopoulos 1995, Paragios 2003, Nastar et Ayache 1996, Montagnat et Delingette 2005] ne nécessitent pas de modélisation paramétrique, que ce soit de la forme étudiée ou de son mouvement. Elles permettent donc l'étude de cas de grande variabilité, comme ce peut être le cas en présence de pathologies importantes. Ces approches peuvent cependant souffrir d'une sensibilité à l'initialisation, de problèmes de convergence ou encore de temps de calcul élevés.

Les méthodes de mise en correspondance, reposant sur la mise en correspondance d'entités suivant des paramètres descriptifs, permettent une description fine à la fois de la surface et du mouvement. Certaines de ces méthodes reposent sur une modélisation paramétrique du mouvement local, avec notamment une modélisation par un mouvement affine [Feldmar et Ayache 1996, Kambhamettu *et al.* 2003]. D'autres méthodes ne nécessitent pas de tel *a priori*, l'accent étant alors porté sur l'obtention de champs réguliers [McEachen et Duncan 1997, Shi et Liu 2003]. Par ailleurs, dans la plupart des méthodes de mise en correspondance introduites, les entités utilisées sont issues d'une segmentation préalable de tous les volumes de la séquence. La qualité du résultat est alors directement liée à la cohérence tem-

porielle de la segmentation, c'est-à-dire au fait que les surfaces segmentées le long de la séquence correspondent exactement aux mêmes structures. La segmentation étant elle-même un problème complexe, cette cohérence est souvent difficile à assurer. L'approche proposée appartient à cette dernière famille de méthodes mais, contrairement à celles-ci, elle ne nécessite la segmentation de l'objet d'intérêt qu'au premier instant de la séquence. En effet cette approche établit les correspondances entre une surface représentative de l'objet d'intérêt à un instant t et le volume de données à l'instant suivant ($t + 1$). Par ailleurs, l'information d'intensité densitométrique liée aux volumes images acquis en imagerie scanner pouvant connaître des variations temporelles et spatiales induites par le produit de contraste et le système de reconstruction, l'information de contour, plus fiable, est privilégiée dans ce travail afin d'effectuer cette mise en correspondance.

La mise en correspondance est de plus réalisée grâce à la définition d'un champ de Markov, permettant d'obtenir une distribution de probabilité globale à partir de la définition d'interactions locales. Si les champs markoviens ont été très largement utilisés en vision par ordinateur [Li 1995, Perez 1998], leur application au problème d'estimation de mouvement a principalement été réalisée à travers des approches d'estimation du flot optique [Heitz et Bouthemy 1993] ou pour la régularisation de modèles déformables [Kervrann et Heitz 1998].

La description de l'approche proposée fait l'objet de la prochaine section.

3. Méthode

La figure 1 résume l'application de la méthode à une séquence dynamique composée de volumes tridimensionnels correspondant à $T + 1$ instants successifs ($V_t, t = 0, \dots, T$). Trois étapes principales sont mises en œuvre :

- une étape de prétraitement, comprenant :
 - la génération, à partir du volume V_0 , de la surface S_0 correspondant au premier instant ; ceci est réalisé par l'application de processus de segmentation, de reconstruction de maillage de surface et de régularisation du maillage obtenu ;
 - l'application d'un détecteur de contour aux volumes correspondant aux instants suivants ($V_t, t = 1, \dots, T$) ;
- une étape de mise en correspondance entre la surface S_t , correspondant à un instant t , et le volume V_{t+1} , correspondant à l'instant suivant $t + 1$;
- une étape d'estimation de surface, générant la surface S_{t+1} correspondant à l'instant $t + 1$.

Ces trois étapes principales sont détaillées dans les sous-sections suivantes.



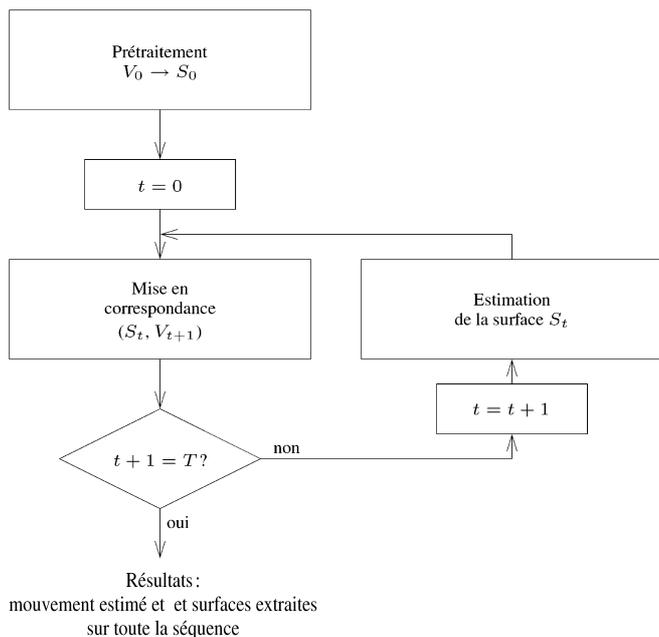


Figure 1. Schéma global de la méthode.

3.1. Prétraitement

Le processus de génération de la surface S_0 , correspondant au premier instant considéré, est lui-même articulé autour d'une étape de segmentation, d'une étape de reconstruction de surface et d'une étape de régularisation du maillage obtenu.

L'étape de segmentation repose tout d'abord sur le calcul du gradient de l'image et la sélection manuelle d'un point de contour de l'objet d'intérêt. Une opération de suivi et de fermeture de ce contour est alors réalisée, suivie d'une croissance de région : à partir d'un voxel germe sélectionné par l'utilisateur, les voxels appartenant au même mode de l'histogramme que ce voxel germe sont agrégés, l'information de contour préalablement extraite permettant de limiter cette croissance [Guillaume et Garreau 2003]. Appliquée à des acquisitions cardiaques, cette méthode permet la segmentation des cavités gauches du cœur ainsi que du début de l'aorte. Cette segmentation a été validée par un expert.

Un processus de reconstruction de surface est appliqué sur le volume segmenté afin d'obtenir une représentation de la surface interne du cœur (l'endocarde) sous forme de maillage. Pour ce faire, l'algorithme des *Marching Cubes* [Lorenson et Chine 1987], fournissant un maillage irrégulier, est utilisé.

Pour permettre la mise en correspondance des nœuds du maillage avec les voxels d'un volume, l'échantillonnage du maillage doit correspondre à la résolution spatiale du volume. Ainsi, une étape de régularisation est appliquée au maillage de telle sorte, qu'après régularisation, chacun de ses nœuds ait des coordonnées multiples de p et chacune de ses arêtes ait une longueur appartenant au triplet de valeurs $\{p, p\sqrt{2}, p\sqrt{3}\}$, avec p le pas d'échantillonnage du volume. Pour ce faire, chaque nœud du

maillage est considéré et est déplacé vers le point le plus proche correspondant au pas d'échantillonnage souhaité. Les nœuds superposés sont ensuite fusionnés puis un reformatage des cellules dégénérées est réalisé.

Par ailleurs, la mise en correspondance reposant sur l'information de contour des volumes considérés, un détecteur de contours est appliqué aux volumes $V_t, t = 1, \dots, T$. Après le test d'opérateurs classiques (gradient, laplacien, Sobel), l'opérateur de Canny a été privilégié. Celui-ci permet en effet d'obtenir une sur-détection des contours de manière à fournir toute l'information nécessaire à l'étape de mise en correspondance.

Ainsi, pour chaque volume V_t , un volume binaire D_t , correspondant aux éléments de contour estimés à partir du volume original, est généré.

3.2. Mise en correspondance

L'estimation du mouvement entre deux instants t et $t + 1$ est réalisée par la mise en correspondance de la surface élaborée à l'instant t (S_t , représentée par un maillage) avec le volume V_{t+1} correspondant à l'instant suivant.

Un champ de déplacement 3D est alors considéré comme une réalisation $f = \{f_i / i = 1, \dots, N_S\}$ d'un champ de Markov $F = \{F_i / i = 1, \dots, N_S\}$ modélisant l'ensemble des déplacements entre les instants t et $t + 1$ et en chacun des nœuds (N_S correspondant au nombre de nœuds du maillage S_t).

L'ensemble des sites du champ de Markov est l'ensemble, noté S , des nœuds du maillage S_t .

Les étiquettes affectées à ces sites identifient les voxels du volume V_{t+1} en correspondance avec les nœuds du maillage S_t . Le champ F est un champ de Markov selon un système de voisinage \mathcal{N} , reposant sur la connexité des nœuds du maillage (voir figure 2). Ce système de voisinage, associant à chaque nœud i ses nœuds voisins \mathcal{N}_i , répond classiquement à :

$$\forall i \in S, i \notin \mathcal{N}_i, \tag{1}$$

$$\forall \{i, j\} \in S, j \in \mathcal{N}_i \Leftrightarrow i \in \mathcal{N}_j. \tag{2}$$

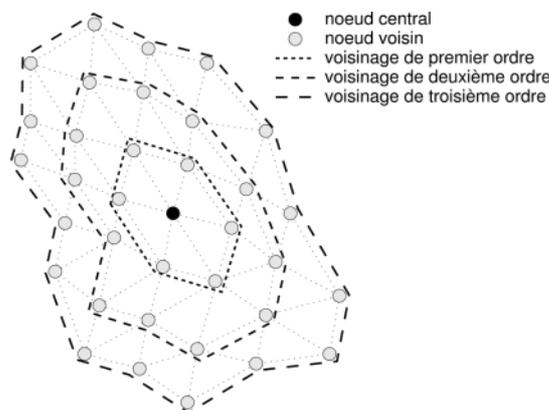


Figure 2. Voisinage d'un noeud.

Un ensemble de cliques, noté \mathcal{C} pour l'ensemble du maillage, est défini comme :

$$\mathcal{C} = \mathcal{S} \cup \{\{s, t\} \mid s \in \mathcal{S}, t \in \mathcal{N}_s\}, \quad (3)$$

c'est-à-dire que \mathcal{C} regroupe l'ensemble des singletons de \mathcal{S} et l'ensemble des paires de sites voisins (suivant un ordre de voisinage noté N_N). On notera \mathcal{C}_1 l'ensemble des cliques contenant un seul site et \mathcal{C}_2 l'ensemble des cliques contenant deux sites.

$P(f)$ étant la probabilité associée à la réalisation f , les propriétés suivantes sont postulées :

- la positivité :

$$P(f) > 0 \forall f \in F, \quad (4)$$

- la propriété markovienne :

$$P(f_i | f_{S-(i)}) = P(f_i | f_{\mathcal{N}_i}). \quad (5)$$

D'après le théorème d'Hammersley-Clifford, le champ aléatoire de Markov F est aussi un champ de Gibbs. La loi de F peut alors s'écrire :

$$P(f) = \frac{1}{Z} \exp(-U_r(f)), \quad (6)$$

où Z est une constante de normalisation et $U_r(f)$ une énergie globale, s'exprimant comme une somme d'énergies locales, dont la minimisation, relativement à f , permet d'obtenir la réalisation *a priori* la plus probable. $U_r(f)$ correspond à une énergie de régularisation et est donnée par la somme, sur l'ensemble des cliques, d'énergies locales :

$$U_r(f) = \sum_{s \in \mathcal{C}_1} \|\vec{f}_s\| + \alpha_r \sum_{c=\{s,t\} \in \mathcal{C}_2} \frac{\|\vec{f}_s - \vec{f}_t\|}{\text{dist}(s,t)} \quad (7)$$

avec α_r un coefficient de pondération, $\text{dist}(s,t)$ la distance euclidienne entre les noeuds s et t et \vec{f}_s (respectivement \vec{f}_t) le vecteur mouvement estimé au site s (respectivement t). Le premier terme permet de privilégier les correspondances les plus proches tandis que le second favorise l'obtention de champs réguliers.

La prise en compte de l'observation D_{t+1} (correspondant au volume à l'instant $t+1$ après application du détecteur de contours et notée D dans la suite de cette section) est réalisée en modifiant la fonction d'énergie à minimiser :

$$U(f, D) = U_d(f, D) + \alpha U_r(f), \quad (8)$$

où $U_r(f)$ est l'énergie interne du champ définie précédemment, $U_d(f, D)$ une énergie d'attache aux données et α un coefficient de pondération.

L'énergie d'attache aux données $U_d(f, D)$, ou énergie d'adéquation entre observation D et réalisation f , est constituée de la somme pondérée, sur l'ensemble \mathcal{S} des sites, de termes permettant d'estimer la correspondance entre le site i (c'est-à-dire un

noeud du maillage S_i) et l'étiquette associée f_i (c'est-à-dire un voxel du volume V_{t+1}):

$$U_d(f, D) = \sum_{i \in \mathcal{S}} E_{topol}(i, f_i, D) + \alpha_c E_{contour}(f_i, D), \quad (9)$$

où α_c est un coefficient de pondération.

$E_{contour}(f_i, D)$ permet de privilégier les voxels appartenant à un contour :

$$E_{contour}(f_i) = D_{f_i} = \begin{cases} 0 & \text{si } f_i \notin \text{contour} \\ 1 & \text{si } f_i \in \text{contour} \end{cases},$$

où D_{f_i} est la valeur du voxel f_i dans le volume D correspondant au volume de données V_{t+1} après application du détecteur de contours.

Afin d'estimer la correspondance topologique entre entités, $E_{topol}(i, f_i, D)$ repose sur la transposition dans le volume D , au niveau du voxel f_i , de la topologie locale du noeud considéré i et de son voisinage. La figure 3 illustre, en deux dimensions et avec un voisinage limité à deux noeuds, le calcul de cette énergie. Trois étiquettes (f_i^1, f_i^2 et f_i^3), correspondant à trois voxels, y sont testées pour une correspondance avec le noeud i . L'étiquette f_i^3 , pour laquelle tous les voisins évalués sont détectés comme appartenant à un contour, sera ici privilégiée.

Ce terme de correspondance topologique, normalisé par le nombre de voisins considérés, est donc donné par :

$$E_{topol}(i, f_i, D) = \frac{1}{\text{card}(\mathcal{N}_i)} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} D_{f_i + \vec{i}j}, \quad (10)$$

où $D_{f_i + \vec{i}j}$ est la valeur, dans le volume D , du voxel $f_i + \vec{i}j$ (de coordonnées multiples du pas d'échantillonnage spatial du volume de données) associé au voisin j du noeud central considéré i .

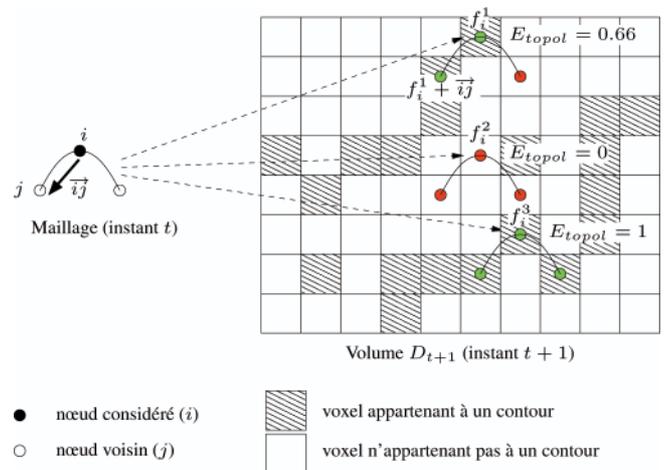


Figure 3. Exemples, en deux dimensions, du calcul de E_{topol} entre un noeud i et trois étiquettes testées (f_i^1, f_i^2 et f_i^3).

La réalisation f « la plus probable » *a posteriori* est obtenue par minimisation de l'énergie $U(f)$ (voir équation 6)). Cette minimisation est réalisée grâce à un algorithme de recuit simulé introduisant et testant de nouvelles correspondances : à chaque itération élémentaire ($n \rightarrow n + 1$), un site i est sélectionné aléatoirement ; partant de son étiquette courante f_i^n , une nouvelle correspondance f_i^{n+1} , choisie aléatoirement dans le voisinage de f_i^n , est évaluée ; en cas de diminution de l'énergie ($U(f^{n+1}) < U(f^n)$), la correspondance testée est acceptée ; dans le cas contraire, elle est soit acceptée soit rejetée suivant un choix aléatoire dépendant d'un paramètre de température. Ce dernier décroît dans le temps et favorise l'acceptation de ce type de correspondances au début du processus. La décroissance de la température est donnée par la loi suivante :

$$T_N = (\beta_T)^N T_0, \tag{11}$$

où T_N est la température à l'itération N (une itération comprenant un nombre important (noté γ_{iter}) d'itérations élémentaires telles que décrites ci-dessus) et β_T est un paramètre, compris entre 0 et 1, déterminant la rapidité de décroissance de la température. L'optimisation se termine lorsque le système est stabilisé, c'est-à-dire lorsqu'aucune nouvelle configuration n'est acceptée pendant un nombre d'itérations donné (noté γ_{stab}).



3.3. Estimation de surface

Afin d'appliquer la mise en correspondance sur l'ensemble de la séquence temporelle, une étape d'estimation de surface est mise en œuvre. Celle-ci repose sur la déformation de la surface S_t sui-

vant le mouvement estimé entre les instants t et $t + 1$. Pour ce faire, chaque nœud de S_t est déplacé suivant le mouvement qui lui a été attribué. Afin de régulariser le maillage résultant, une étape d'insertion/suppression de nœuds est finalement appliquée. Ainsi, dans le cas d'un mouvement d'expansion, des nœuds seront insérés afin de conserver la compatibilité d'échantillonnage entre le maillage S_{t+1} et le volume V_{t+2} .

4. Résultats

4.1. Données simulées

La méthode proposée a été testée sur plusieurs simulations numériques correspondant à deux instants successifs. Afin d'appliquer la méthode de mise en correspondance surface-volume, une surface (correspondant à l'instant t) doit être déformée de manière réaliste (pour obtenir la surface à l'instant $t + 1$) puis insérée dans un volume. Idéalement, devrait être introduite une déformation du volume initial. Nous nous sommes cependant ici limités à la génération de données déduites d'un volume D_t issu de l'application du détecteur de contours à un seul volume V_t . Les différentes étapes impliquées dans ce processus sont résumées par la figure 4 et sont décrites dans la suite de cette section.

La surface S_t est une surface réelle obtenue par application du processus de prétraitement à un volume réel V_t . Afin d'obtenir la surface S_{t+1} , elle est soumise à des mouvements physiologiquement réalistes, appliqués suivant un référentiel défini par rapport au grand axe du ventricule gauche (voir figure 5) :

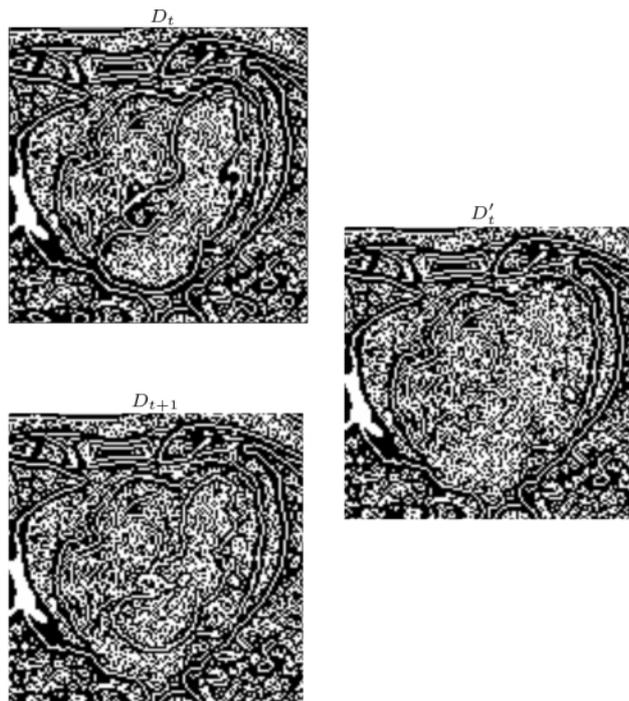
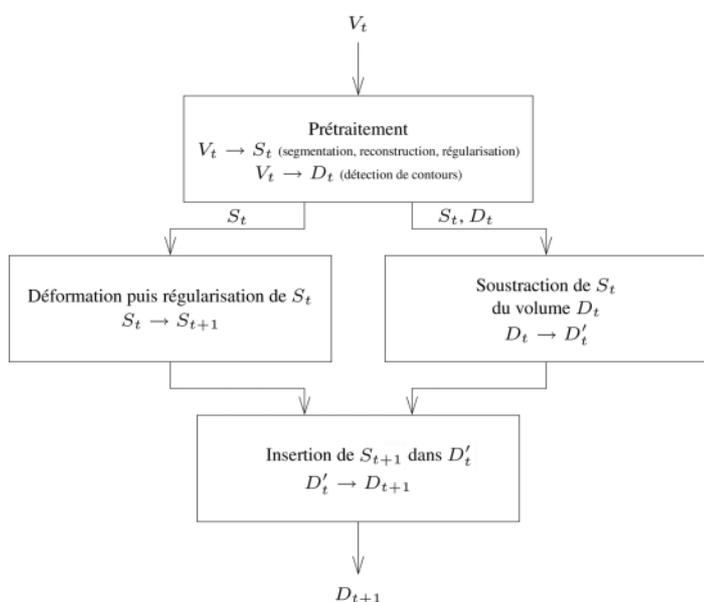


Figure 4. Étapes impliquées dans la génération des données simulées et exemples de données associées.

- mouvement de contraction radiale, dirigé vers le grand axe du ventricule et exprimé suivant un pourcentage de la distance d_1 (distance du nœud considéré au grand axe);
- mouvement de contraction longitudinale, dirigé suivant le grand axe et exprimé suivant un pourcentage de la distance d_2 (distance de l'apex au point p (projeté du nœud considéré sur le grand axe));
- mouvement de torsion, dirigé suivant le plan orthogonal au grand axe et d'angle linéairement dépendant de $\sqrt{d_3}$ (d_3 étant la distance du projeté p à un point C sélectionné comme étant le centre de la torsion).

Ces déformations sont appliquées de proche en proche en chaque nœud du maillage. Afin de générer des mouvements non-rigides, leur amplitude dépend de l'emplacement du nœud considéré. Par exemple, dans le cas du mouvement de contraction longitudinale, l'amplitude du déplacement appliqué augmentera linéairement suivant la distance à l'apex. En effet, d'après la physiologie et des résultats expérimentaux [Buckberg *et al.* 2006], la base du ventricule se déplace vers l'apex, tandis que le mouvement longitudinal de l'apex est d'amplitude très inférieure.

À ces mouvements sont ajoutées des déformations locales (modélisant des irrégularités locales du mouvement et permettant donc de simuler des cas pathologiques) reposant chacune sur la sélection aléatoire d'un nœud n et de son déplacement. Les nœuds voisins du nœud n sont alors affectés d'un mouvement de même direction et d'amplitude décroissant de façon exponentielle suivant la distance entre ces deux nœuds considérés.

Après application de ces déformations, le maillage est régularisé suivant la procédure décrite précédemment à laquelle est ajoutée une étape d'insertion ou de suppression de nœuds (en cas, respectivement, de mouvement d'expansion ou de contraction).

Pour obtenir le volume D'_i dans lequel cette surface S_{i+1} se trouvera insérée, le contour S_i , correspondant à la surface préalablement segmentée, est supprimé du volume D_i (obtenu par filtrage de V_i au moyen du détecteur de contours). Pour ce faire, chaque nœud du maillage S_i est considéré et le voxel correspondant dans le volume D_i , ainsi que ses voisins dans le même plan de coupe (en 8-connexité) sont remplacés par une valeur binaire aléatoire (ayant 0.5 comme probabilité d'obtenir la valeur 1).

Enfin, la surface S_{i+1} , obtenue par déformation de S_i , est insérée dans ce volume en mettant à 1 la valeur des voxels ayant les mêmes coordonnées que les nœuds du maillage et à 0 les voxels qui leur sont voisins. Cette mise à 0 permet de simuler l'absence d'autres contours dans le voisinage immédiat de la surface endocardique.

Cette technique a permis d'évaluer précisément la méthode proposée et notamment de contrôler l'impact du choix des différents paramètres impliqués que ce soit dans le calcul des énergies ou dans la procédure de minimisation. Ainsi, les paramètres optimaux ont été obtenus en minimisant l'erreur d'estimation à partir de trois bases de données simulées. Chacune de ces bases

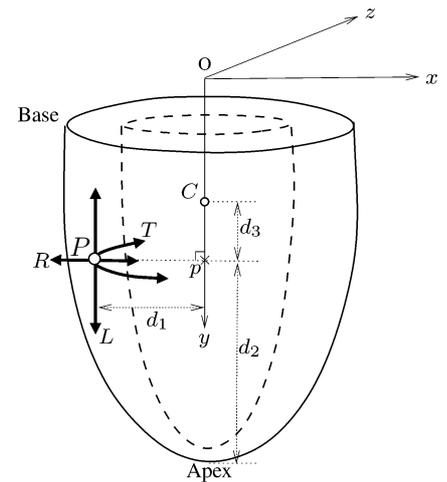


Figure 5. Composantes du mouvement ventriculaire associées au point P (R : axe du mouvement de la contraction radiale; L : axe de la contraction longitudinale; T : axe du mouvement de torsion; C : centre de la torsion; p : projeté du point considéré sur le grand axe du ventricule); l'axe Oy correspond au grand axe du ventricule.

de données a été générée par l'application d'un type de mouvement unique (contraction radiale, contraction longitudinale ou torsion), appliqué comme décrit précédemment. Cette optimisation (combinant recherche empirique et algorithme de descente) a abouti aux paramètres suivants: $N_N=3$, $\alpha = 1.8$, $\alpha_r = 2.3$, $\alpha_c = 0.1$, $\beta_T = 0.99$, $T_0 = 0.3$, $\gamma_{iter} = \gamma_{stab} = 20 \times N_S$ (N_S étant le nombre de sites du champ aléatoire).

Afin d'évaluer la capacité d'estimation des principaux types de mouvement, la méthode d'estimation a été testée, avec ces paramètres, sur des bases de données générées suivant un type de mouvement unique (contraction radiale, contraction longitudinale et torsion) et suivant des amplitudes de mouvement croissantes. Les erreurs d'estimation moyennes résultantes sont représentées par la figure 6.

Les mouvements de contractions radiale et longitudinale sont estimés avec une erreur moyenne inférieure au millimètre pour une amplitude de mouvement appliqué inférieure à environ 7 mm. L'erreur d'estimation du mouvement de torsion augmente quant à elle rapidement à partir d'un mouvement d'amplitude moyenne d'environ 3.5 mm. Ces moins bons résultats obtenus par l'estimation de la torsion s'explique par le phénomène d'ouverture selon lequel, considérant le mouvement d'une surface plane, seule la composante du mouvement orthogonale à la surface pourra être estimée. Ainsi, bien que la surface considérée ne soit pas plane et que la méthode développée cherche à tirer parti de ses détails morphologiques, l'estimation d'un mouvement exclusivement dirigé suivant la tangente à la surface est plus difficile à réaliser que l'estimation de mouvements dont la composante normale n'est pas nulle, tout au moins en certaines régions de la surface.

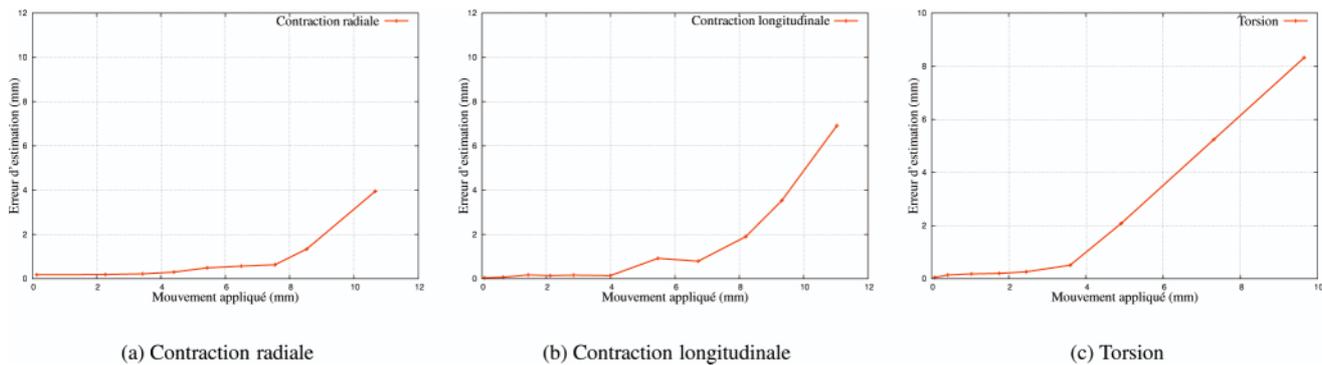


Figure 6. Erreur d'estimation moyenne pour les trois types de mouvement, appliqués suivant des amplitudes croissantes.

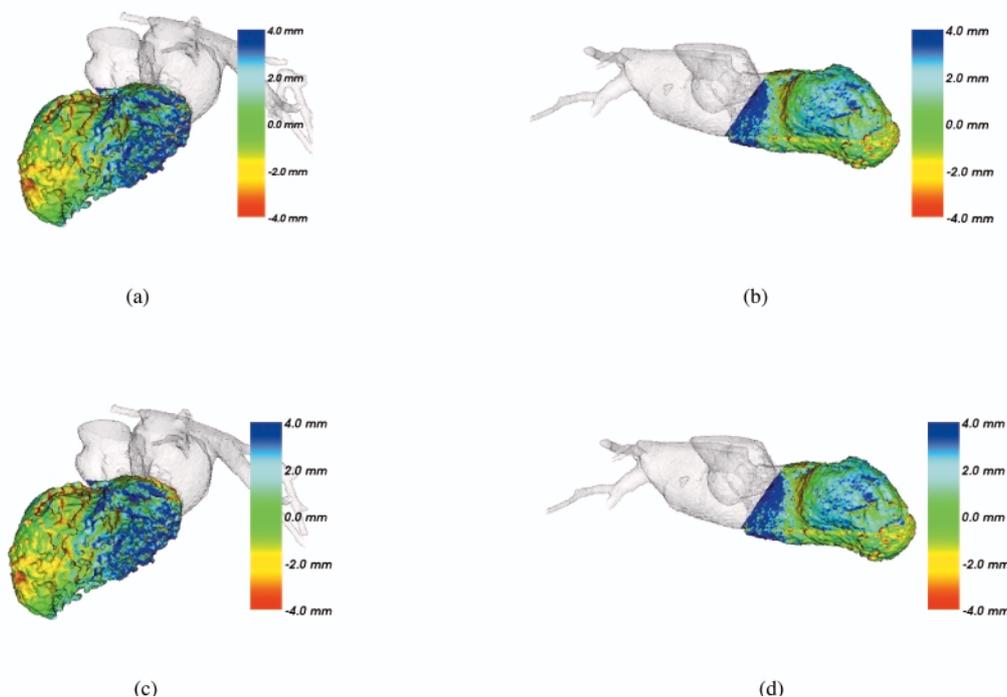


Figure 7. Amplitude du mouvement simulé (a,b) et estimé (c,d) suivant deux incidences ((a,c): oblique antérieure gauche 45° caudale 25°, (b,d): oblique antérieure droite 30°) (couleurs : en bleu : mouvements dirigés vers l'extérieur des cavités (expansion), en rouge : mouvements dirigés vers l'intérieur des cavités (contraction)).

Par ailleurs, afin de se placer dans des cas plus réalistes, la méthode proposée a été appliquée à des bases de données simulant des cas sains et pathologiques. Les cas sains sont obtenus par l'application cumulée des trois principaux types de mouvement (contractions radiale et longitudinale, torsion), suivant des amplitudes et des répartitions réalistes. Les cas pathologiques sont introduits en modifiant ces caractéristiques et en utilisant des déformations locales afin de prendre en compte d'éventuelles irrégularités du mouvement.

Ainsi, la figure 7 illustre, suivant deux incidences, un exemple de résultats obtenus avec les paramètres optimaux sur une base de données correspondant à l'application cumulées de ces quatre types de déformation. En couleur est représentée l'amplitude des mouvements appliqués (a,b) et celle des mouvements esti-

més (c,d). En bleu sont représentés les mouvements dirigés vers l'extérieur du volume et en rouge les mouvements dirigés vers l'intérieur. L'erreur moyenne d'estimation a été calculée et est inférieure au millimètre pour l'application de mouvements d'amplitude variable allant jusqu'à des valeurs supérieures à celles potentiellement observables entre deux instants d'une séquence acquise en scanner multibarrette.

Les paramètres du modèle ont ainsi été sélectionnés à partir de trois bases de données mais ont été évalués et validés sur un nombre plus important de bases, simulant des cas sains et pathologiques. Une attention toute particulière ayant été portée sur le réalisme des mouvements appliqués, il est supposé que les valeurs des paramètres obtenues puissent convenir de manière satisfaisante dans le cas des données réelles.

4.2. Données réelles

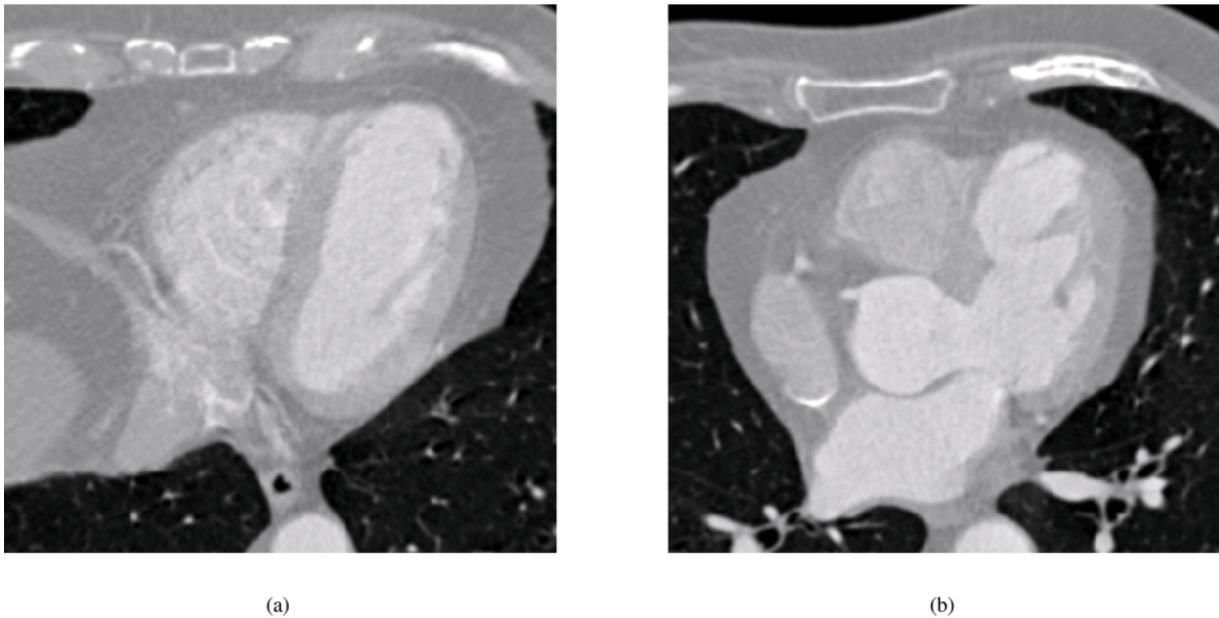


Figure 8. Coupes extraites d'un même volume original.

La méthode proposée a été appliquée sur deux bases de données réelles, acquises sur des imageurs scanner 16 barrettes de marque Siemens et General Electric. Les résultats illustrés ci-dessous correspondent à la première base, constituée de dix volumes représentant un cycle cardiaque, et ayant une résolution spatiale de $0.3 \times 0.3 \times 0.6$ mm. La figure 8 montre deux plans de coupe extraits de cette base, mettant en valeur la précision de description des surfaces cardiaques rendue accessible par la résolution spatiale des données acquises en imagerie scanner multibarrette. Cette base correspond à un patient atteint d'une hypokinésie (mouvement d'amplitude inférieure à la normale) septo-apicale, la seconde correspondant à un patient atteint d'une dilatation de l'aorte.

Afin de réduire les temps de calcul, la méthode proposée a été appliquée à une résolution inférieure, obtenue après trois applications itératives d'un filtrage gaussien et d'un sous-échantillonnage de facteur 2. L'étape de prétraitement, décrite par la section 3.1, a été appliquée au volume image correspondant au premier instant de la séquence. Le maillage de surface décrivant la surface interne des cavités cardiaques gauches est ainsi obtenu. La figure 9 illustre ce maillage suivant deux incidences classiques

À partir de ce premier maillage, la méthode d'estimation conjointe de la forme et du mouvement a été appliquée à l'endocarde ventriculaire gauche, à la résolution inférieure, sur toute la séquence. La durée totale du processus appliqué à l'en-



Figure 9. Résultats sur la première base : surface reconstruite après la segmentation du volume correspondant au premier instant de la séquence (incidences : (a) : oblique antérieure gauche 45° caudale 25° , (b) : oblique antérieure droite 30°).

semble de la séquence est d'environ une heure, le temps de calcul pour réaliser la mise en correspondance entre deux instants étant d'environ 4 minutes (avec un processeur à 1800 MHz et 1 Go de mémoire vive).

4.2.1 Présentation et interprétation des mouvements estimés

La figure 10 illustre les mouvements estimés sur l'ensemble de la séquence temporelle, décrivant un cycle cardiaque. Ces représentations tridimensionnelles fournissent des indications qualitatives sur la cinétique du ventricule.

Ainsi, dans le cas de la première base de données, les mouvements dirigés vers l'extérieur de la cavité ventriculaire (représentés en bleu), caractéristiques de l'expansion de la phase diastolique, commencent par la base ((c) puis (e)) avant de se pro-

pager vers l'apex (f). Le mouvement d'expansion le plus important apparaît cependant plutôt en fin de diastole (g), cette phase correspondant à la systole auriculaire.

La figure 10(h) illustre quant à elle le début de la phase de systole ventriculaire, avec la présence de déplacements dirigés vers l'intérieur de la cavité ventriculaire (représentés en rouge), localisés dans la région apicale et pouvant être interprétés comme des mouvements de contraction. L'observation des premiers instants de la séquence (a) montre que ces mouvements se prolongent ensuite vers la base du ventricule.

Enfin, ces représentations montrent une quasi-absence de mouvement de la région septo-apicale (en bas à gauche des figures) traduisant un phénomène d'akinésie qui a été confirmé par un expert.

Dans le cas de la seconde base de données, les mouvements estimés aux instants télé-systolique, de début de diastole et télé-

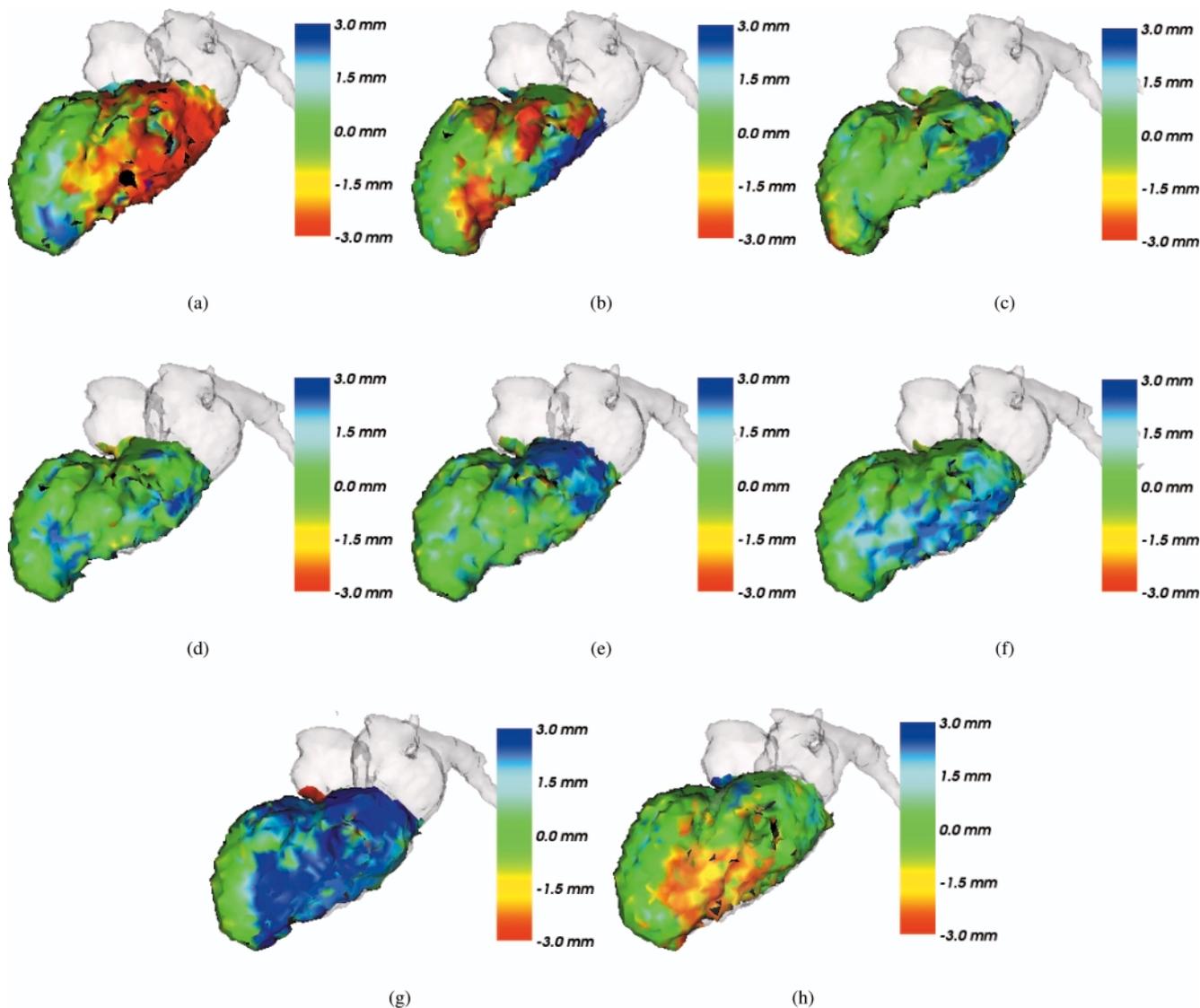


Figure 10. Résultats sur la première base : amplitude du mouvement estimé sur l'ensemble du cycle cardiaque (couleurs : en bleu : mouvements dirigés vers l'extérieur des cavités (expansion), en rouge : mouvements dirigés vers l'intérieur des cavités (contraction)) (incidence : oblique antérieure gauche 45° caudale 25°).

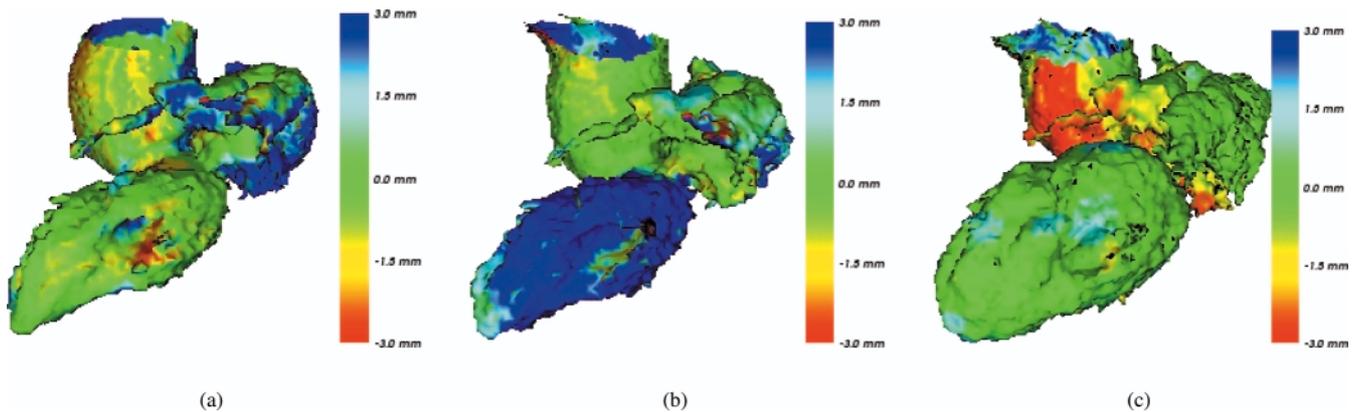


Figure 11. Résultats sur la seconde base : amplitude du mouvement estimé aux instants de télésystole (a), de début de diastole (b) et de télédiastole (c) (couleurs : en bleu : mouvements dirigés vers l'extérieur des cavités (expansion), en rouge : mouvements dirigés vers l'intérieur des cavités (contraction)) (incidence : oblique antérieure gauche 60 caudale 25).

diastolique sont représentés par la figure 11. Si le ventricule ne connaît pas de mouvement important aux instants de télésystole (a) et de télédiastole (c), son expansion est importante en début de diastole (b). Il est par ailleurs possible de remarquer la taille anormalement importante de l'aorte (le patient souffrant d'une dilatation de cette artère).

La validation de ces mouvements estimés dans des cas réels est complexe. En effet, si, quelle que soit la base considérée, les mouvements estimés sont physiologiquement réalistes, une validation plus quantitative est souhaitable. Il n'existe cependant pas de référence absolue pour l'estimation du mouvement cardiaque. L'amélioration de la validation peut alors être réalisée suivant deux approches :

- comparer les valeurs de paramètres cliniques estimés suivant l'approche proposée à celles obtenues grâce à d'autres modalités ;
- comparer les résultats obtenus par l'approche proposée à ceux obtenus par d'autres méthodes sur les mêmes données.

Différents paramètres cliniques, locaux ou plus globaux, peuvent être considérés dans la première approche. Ainsi, le paramètre fonctionnel global qu'est la fraction d'éjection ventriculaire ou, plus localement, le mouvement de différents points du ventricule, peuvent être étudiés. Cette dernière méthode repose sur une comparaison entre, d'une part, les mouvements estimés par l'approche proposée en imagerie scanner multibarrette et, d'autre part, ceux obtenus grâce à d'autres modalités telles que l'IRM marquée ou l'échographie. Une telle comparaison nécessite, de par les nombreuses différences des modes d'acquisition (résolutions spatiale et temporelle, phénomène physique observé, représentation des informations,...), la mise en œuvre de méthodes de traitement d'images spécifiques. Ce type d'étude n'a donc pas pu être réalisé, mais fait partie des perspectives de ce travail. La première approche a ainsi tout d'abord été privilégiée à travers l'estimation du paramètre clinique qu'est la fraction d'éjection ventriculaire.

La deuxième approche a ensuite été considérée de la façon suivante: (1) les surfaces estimées sur l'ensemble de la séquence

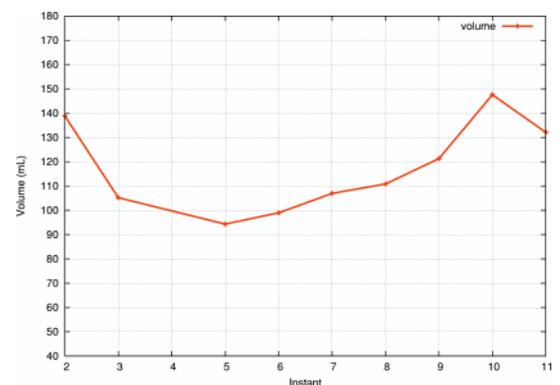


Figure 12. Variation du volume ventriculaire correspondant à la première base de données.

ont été comparées à celles obtenues directement par l'outil de segmentation, ceci permettant d'évaluer la qualité de la segmentation sur la séquence; (2) l'approche proposée a été confrontée à une méthode d'estimation de mouvement reposant sur une mise en correspondance de surfaces qui relève de méthodes plus classiques.

Ces différentes comparaisons sont présentées dans les trois sections suivantes.

4.2.2. Estimation de la fraction d'éjection

Une estimation du volume ventriculaire a été réalisée tout au long de la séquence et est représentée, dans le cas de la première base, par la figure 12. À partir de cette courbe de variation volumique, le paramètre clinique qu'est la fraction d'éjection ventriculaire peut être calculé. Ce paramètre, dont l'estimation est réalisée en routine clinique, donne une indication globale sur la fonction ventriculaire. Il est donné par :

$$FE = \frac{VTD - VTS}{VTD} \times 100\% \quad (12)$$

- avec : *FE* : la fraction d'éjection ventriculaire ;
- VTD* : le volume télédiastolique ventriculaire (volume ventriculaire maximum) ;
- VTS* : le volume télésystolique ventriculaire (volume ventriculaire minimum).

La fraction d'éjection du patient correspondant à la première base est de 36 % (pour une valeur normale comprise entre 60 et 75 %), traduisant une contractilité ventriculaire nettement réduite. Cependant, aucune référence clinique n'étant disponible pour ce cas, cette mesure n'a pas pu être comparée à une mesure de référence.

Dans le cas de la seconde base de données, la valeur de la fraction d'éjection, obtenue en clinique à partir de données échographiques (et qui ne peut être considérée comme une référence absolue), est de 55 %. La fraction d'éjection obtenue suivant l'approche proposée est de 66 %. Cette différence s'explique, en plus de la variabilité importante liée à la mesure échographique, par le fait que la méthode proposée n'intègre pas dans le calcul du volume les différentes trabécules contrairement aux mesures effectuées en routine clinique en échographie (trabécules non visibles en échographie). Le volume ventriculaire estimé par la méthode proposée est donc inférieur à celui estimé en échographie, se traduisant par une fraction d'éjection plus élevée. Par ailleurs, les résultats ont également été validés par un expert.



4.2.3. Comparaison entre les surfaces estimées et les surfaces directement segmentées

Afin d'évaluer le processus d'estimation de forme au cours du temps, les surfaces obtenues par l'approche proposée ont été comparées avec les surfaces, correspondant aux mêmes instants, mais obtenues avec l'outil de segmentation utilisé, dans notre approche, pour le premier volume de la séquence. Ces surfaces segmentées ne peuvent bien sûr être considérées comme des références absolues mais comme des premiers éléments de comparaison. En traitant l'estimation de surface sur l'ensemble de la séquence, les tests ont montré une différence moyenne de 1.1 mm entre, sur les différents instants, surface estimée par

notre méthode et surface directement segmentée. Une analyse visuelle des principales différences a montré qu'elles sont généralement liées à des incohérences temporelles du processus de segmentation. La figure 13 illustre une telle incohérence : un phénomène de fuite affecte le résultat obtenu par la segmentation (une partie du ventricule droit est prise en compte), alors que le résultat obtenu par l'approche proposée ici correspond bien aux structures d'intérêt et ne présente aucune incohérence.

4.2.4. Comparaison à une approche de mise en correspondance de surfaces

Afin de comparer le mouvement estimé par la méthode proposée à celui obtenu par d'autres approches, une méthode d'estimation de mouvement reposant sur une mise en correspondance de surfaces a été développée [Garreau *et al.* 2004]. Celle-ci, plus proche des méthodes proposées dans [Amini et Duncan 1992, McEachen et Duncan 1997], nécessite la segmentation préalable de la surface endocardique sur l'ensemble de la séquence temporelle. Elle est donc dépendante de la cohérence de cette segmentation, c'est-à-dire du fait que les surfaces segmentées correspondent, à tous les instants, aux mêmes structures. Par contre, focalisée sur une surface d'intérêt, elle est moins coûteuse en temps de calcul que l'approche proposée en ce qui concerne l'estimation de mouvement.

Testée sur les mêmes données simulées que pour l'approche proposée, cette méthode de mise en correspondance de surfaces a donné des résultats identiques en terme d'erreur moyenne finale. Cette méthode a aussi été appliquée sur les deux bases de données réelles présentées, permettant la comparaison des mouvements estimés avec ceux obtenus suivant l'approche proposée. La figure 14 représente, pour les deux bases de données, le mouvement estimé par les deux approches au même instant. Les mouvements estimés sont globalement cohérents, mais des différences locales sont visibles. Les principales différences sont notamment issues de problèmes liés à la segmentation (pour l'approche reposant sur la mise en correspondance de surfaces) et à la détection de contours (pour l'approche proposée). Ces



Figure 13. Surfaces correspondant à un même instant et obtenues : (a) par le processus de segmentation ; (b) par l'approche proposée.

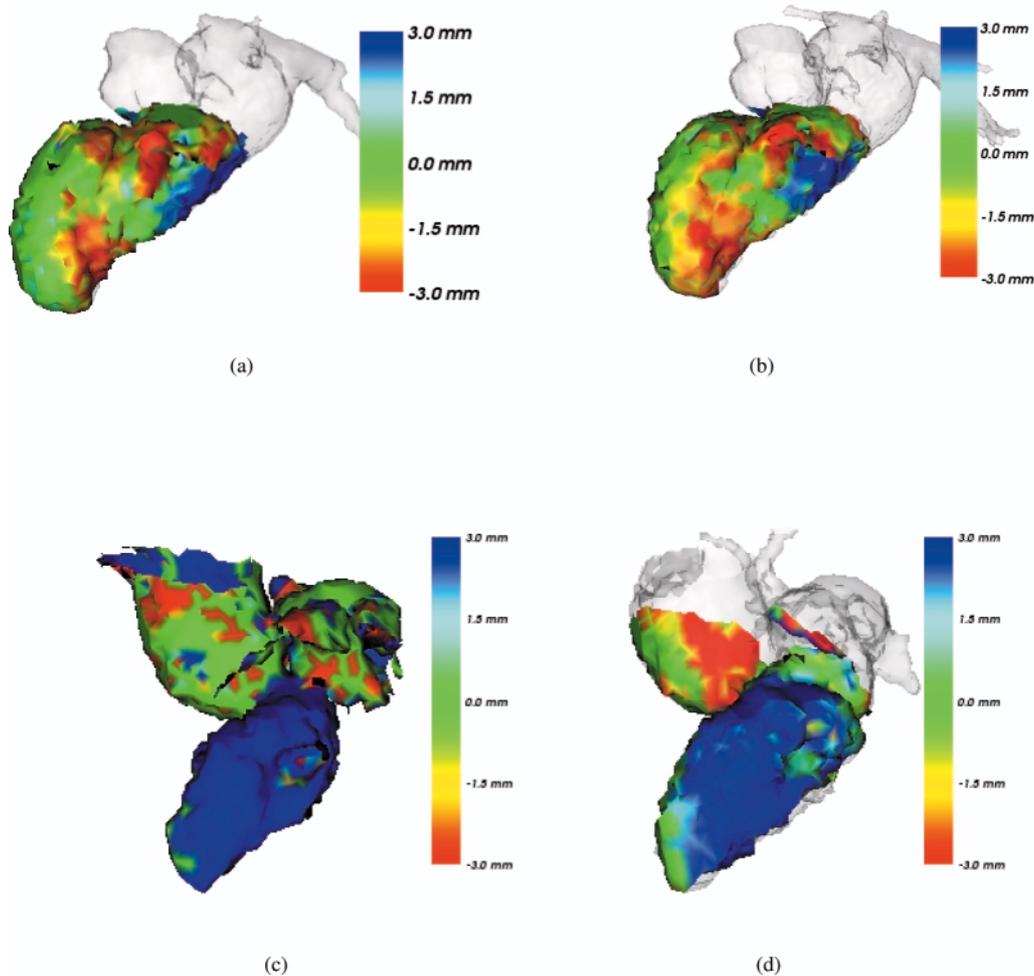


Figure 14. Mouvement estimé: (a,c) par l'approche proposée; (b,d) par l'approche reposant sur une mise en correspondance de surfaces. Base de données considérée: (a,b) première base; (c,d) seconde base.

phases d'analyse sont en effet rendues difficiles par la complexité des structures étudiées (rendues accessibles de par la haute résolution spatiale des images) et par la présence ponctuelle d'artefacts de reconstruction. Cependant, les progrès attendus de l'imagerie scanner multibarrette, avec des systèmes combinant un nombre plus important de détecteurs (64, voire 128 barrettes) et des vitesses de rotation plus élevées, devraient limiter la présence de ces artefacts et fournir des bases de données de résolution temporelle supérieure.

5. Conclusion et perspectives

Une méthode d'estimation combinée de la position d'un objet et de son mouvement dans une séquence 3D est proposée. Elle est ici appliquée à la détection de cavités myocardiques en imagerie scanner multibarrette pour l'évaluation de la cinétique cardiaque.

La méthode proposée repose sur une mise en correspondance surface-volume formalisée dans un cadre markovien. L'utilisation d'une mise en correspondance entre une surface et un volume permet, grâce à l'application du processus de segmentation à un unique instant, de surmonter les problèmes liés à l'application itérée de la segmentation à chaque instant. Le modèle de Markov permet quant à lui de tirer parti de la cohérence mécanique du muscle myocardique.

Des tests réalisés sur données simulées et sur données cardiaques réelles ont montré des résultats satisfaisants permettant une description à la fois locale et globale du mouvement et ouvrant de nouvelles perspectives à la caractérisation de la fonction cardiaque en imagerie scanner. L'estimation du volume ventriculaire, donnant accès au paramètre clinique global qu'est la fraction d'éjection, a montré des résultats satisfaisants, tout comme la comparaison à une approche de mise en correspondance entre deux surfaces. De plus, même si l'approche proposée est toujours sensible aux artefacts, cette sensibilité est largement limitée par le fait que la segmentation est appliquée à un unique instant. Par ailleurs, la présence de ces artefacts devrait être fortement réduite de par l'évolution technologique des scanners multibarrettes.

De futurs travaux porteront sur l'amélioration de la méthode, notamment sur la phase d'optimisation et sur la réduction du temps de calcul. Des travaux portant sur l'extension de cette méthode à la multirésolution sont ainsi en cours. Ils porteront également sur la recherche de moyens de visualisation adaptés aux besoins cliniques et sur l'extraction de paramètres cliniquement significatifs. L'évaluation de cette méthode sera par ailleurs prolongée grâce à un nombre plus important de données réelles. La validation du mouvement estimé sur données réelles sera réalisée grâce à la comparaison entre les paramètres cliniques estimés et ceux issus de la pratique clinique mais aussi grâce à la confrontation au mouvement obtenu par d'autres modalités telles que l'imagerie par résonance magnétique ou l'échographie.

Références

- [Amini et Duncan 1992] AMINI A. A. et DUNCAN J. S. (1992). Bending and stretching models for lv wall motion analysis from curves and surfaces. *Image and Vision Computing*, 10(6):418-430.
- [Buckberg et al. 2006] BUCKBERG G. D., MAHAJAN A., JUNG, B., MARKL M., HENNIG J. et BALLESTER-RODES M. (2006). MRI myocardial motion and fiber tracking: a confirmation of knowledge from different imaging modalities. *European Journal of Cardio-Thoracic Surgery*, 29 Suppl 1: S165-S177.
- [Chen et al. 1995] CHEN C. W., LUO J., PARKER K. J. et HUANG T. S. (1995). CT volumetric data-based left ventricle motion estimation: an integrated approach. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 19(1): 85-100.
- [Corpetti et al. 2002] CORPETTI T., MÉMIN E. et PÉREZ P. (2002). Dense estimation of fluid flows. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(3): 365-380.
- [Delingette 1999] DELINGETTE H. (1999). General object reconstruction based on simplex meshes. *International Journal of Computer Vision*, 32(2): 111-146.
- [Feldmar et Ayache 1996] FELDMAR J. et AYACHE N. (1996). Rigid, affine and locally affine registration of free-form surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 18(2): 99-120.
- [Frangi et al. 2001] FRANGI A. F., NIESSEN W. J. et VIERGEVER M. A. (2001). Three-dimensional modeling for functional analysis of cardiac images: a review. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(1): 2-25.
- [Garreau et al. 2004] GARREAU M., SIMON A., BOULMIER D. et GUILLAUME H. (2004). Cardiac motion extraction in multislice computed tomography by using a 3D hierarchical surface matching process. In *Proc. IEEE Computers in Cardiology (CinC'04)*, pages 549-552, Chicago, USA.
- [Gorce et al. 1997] GORCE J. M., FRIBOULET D. et MAGNIN I. E. (1997). Estimation of three-dimensional cardiac velocity fields: assessment of a differential method and application to three-dimensional CT data. *Medical Image Analysis*, 1(3):245-261.
- [Guillaume et Garreau 2003] GUILLAUME H. et GARREAU M. (2003). Segmentation de cavités cardiaques en imagerie scanner multibarrettes. In *12^{ème} Forum des Jeunes Chercheurs en Génie Biologique et Médical* (2003), pages 92-93, Nantes, France.
- [Gupta et Prince 1995] GUPTA S. N. et PRINCE J. L. (1995). On Variable Brightness Optical Flow for Tagged MRI. In *14th International Conference on Information Processing in Medical Imaging*, pages 323-334.
- [Haigron et al. 1998] HAIGRON P., LEFAIX G., RIOT X., et COLLOREC R. (1998). Application of spherical harmonics to the modeling of anatomical shapes. *Journal of Computing and Information Technology*, 6: 449-461.
- [Heitz et Bouthemy 1993] HEITZ F. et BOUTHEMY P. (1993). Multimodal estimation of discontinuous optical flow using markov random fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15:1 217-1232.
- [Horn et Schunck 1981] HORN B. K. P. et SCHUNCK B. G. (1981). Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17(1-3): 185-203.
- [Kambhamettu et al. 2003] KAMBHAMETTU C., GOLDFOG D., HE M. et LASKOV P. (2003). 3D nonrigid motion analysis under small deformations. *Image and Vision Computing*, 21(3): 229-245.
- [Kass et al. 1988] KASS M., WITKIN A., et TERZOPOULOS D. (1988). Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4): 321-331.
- [Kervrann et Heitz 1998] KERVRANN C. et HEITZ F. (1998). A hierarchical markov modeling approach for the segmentation and tracking of deformable shapes. *Graphical Models and Image Processing*, 60(4):173-195.
- [Li 1995] LI S. Z. (1995). Markov random field modeling in computer vision. *Springer Computer Science Workbench Series*.
- [Lorensen et Cline 1987] LORENSEN W. E. et CLINE H. E. (1987). Marching cubes: A high resolution 3D surface reconstruction algorithm. *Computer Graphics*, 21: 163-169.
- [McEachen et Duncan 1997] MCEACHEN J. C. et DUNCAN J. S. (1997). Shape-based tracking of left ventricular wall motion. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(3): 270-283.
- [McInerney et Terzopoulos 1995] MCINERNEY T. et TERZOPOULOS D. (1995). A dynamic finite element surface model for segmentation and tracking in multidimensional medical images with application to cardiac 4D image analysis. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 19(1): 69-83.
- [Montagnat et Delingette 2005] MONTAGNAT J. et DELINGETTE H. (2005). 4D deformable models with temporal constraints: application to 4D cardiac image segmentation. *Medical Image Analysis*, 9(1): 87-100.
- [Nastar et Ayache 1996] NASTAR C. et AYACHE N. (1996). Frequency-based nonrigid motion analysis: Application to four dimensional medical images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(11): 1067-1079.
- [Osher et Sethian 1988] OSHER S. et SETHIAN J. A. (1988). Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, 79:12-49.
- [Paragios 2003] PARAGIOS N. (2003). Shape-based segmentation and tracking in cardiac image analysis. *IEEE Transactions on Medical Image Analysis*, 22:402-407.
- [Park et al. 1996] PARK J., METAXAS D., YOUNG A., et AXEL L. (1996). Deformable models with parameter functions for cardiac motion analysis from tagged MRI data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(3): 290-298.
- [Prince et McVeigh 1992] PRINCE J. L. et MCVEIGH E. R. (1992). Motion estimation from tagged MR image sequences. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 11(2): 571-583.
- [Pérez 1998] PÉREZ P. (1998). Markov random fields and images. *CWI Quarterly*, 11(4): 413-437.
- [Ruan et al. 1994] RUAN S., BRUNO A., et COATRIEUX J.-L. (1994). Three-dimensional motion and reconstruction of coronary arteries from biplane cineangiography. *Image and Vision Computing*, 12(10): 683-689.
- [Shi et Liu 2003] SHI P. et LIU H. (2003). Stochastic finite element framework for simultaneous estimation of cardiac kinematic functions and material parameters. *Medical Image Analysis*, 7(4): 445-464.
- [Song et Leahy 1991] SONG S. M. et LEAHY R. M. (1991). Computation of 3-D velocity fields from 3-D cine CT images of the human heart. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 10(3): 295-306.
- [Tu et al. 1995] TU H. K., MATHENY A., GOLDFOG D. B., et BUNKEH. (1995). Left ventricular boundary detection from spatiotemporal volumetric computed tomography images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 19(1): 27-46.



Antoine **Simon**

Antoine Simon est né en 1978 à Brest, France. Il a obtenu en 2002 le diplôme d'Ingénieur de l'École Supérieure d'Électronique de l'Ouest (ESEO) ainsi que le DEA Signaux et Images en Biologie et en Médecine de la Faculté de médecine d'Angers. Il a alors intégré le Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image (LTSI, INSERM U642, Université de Rennes 1, France) où il a obtenu son doctorat en 2005. Ses centres d'intérêt comprennent l'imagerie cardiaque, l'estimation, la caractérisation et la représentation de mouvement ainsi que le traitement d'image multirésolution.



Jean-Jacques **Bellanger**

Jean-Jacques Bellanger est diplômé de l'École Nationale d'Ingénieur de Brest (1971, Brest, France), et docteur (mention traitement du signal télécommunications) de l'université de Rennes 1 (1987, Rennes, France) à laquelle il est rattaché en tant que maître de conférence et où il enseigne les probabilités, le traitement du signal et les techniques statistiques décisionnelles en ingénierie. Sa recherche, effectuée actuellement au LTSI-U 642 INSERM, porte depuis 1990 sur la modélisation de processus électro-physiologiques et leur identification. Ses centres d'intérêt comprennent le traitement du signal, l'estimation paramétrique, la problématique problème inverse et les inférences statistiques basées modèle, appliquées à des systèmes impliqués dans le domaine du vivant (cœur, cerveau) et à certaines pathologies.



Dominique **Boulmier**

Dominique Boulmier est né en 1968. Étudiant à l'Université de Médecine de Rennes entre 1986 et 1994, il a été interne en Cardiologie entre 1994 et 2000 puis chef de clinique - assistant des hôpitaux entre 2000 et 2003. Il exerce depuis 2003 en tant que cardiologue interventionnel au Centre Hospitalier Universitaire de Rennes (Bretagne, France). Il est impliqué dans différentes activités de recherche cliniques en imagerie cardiaque, en particulier en imagerie tomodensitométrie.



Mireille **Garreau**

Mireille Garreau est née en 1962. Elle a reçu le titre de DEA en Signal et Télécommunications à l'Université de Rennes 1 en 1985. Elle a obtenu le titre de Docteur de l'Université de Rennes 1, en Traitement du Signal et de l'Image et en Télécommunications en 1988. Elle est Enseignant-Chercheur, nommée Maître de Conférences en 1989, puis Professeur en 2004. Elle est impliquée dans le domaine de l'ingénierie biomédicale depuis 20 ans. Ses principaux thèmes de recherche sont à l'intersection des domaines de l'Intelligence Artificielle en Médecine et de l'Analyse d'Images (méthodes génériques allant de la calibration à la segmentation, de la reconstruction 3D à l'estimation de mouvement et à l'interprétation d'images) avec des applications à l'imagerie cardiovasculaire. Elle est responsable du projet ACTIVE (Analyse et Caractérisation Tissulaire en Imagerie Vasculaire) du LTSI (laboratoire de recherche de l'INSERM et de l'Université de Rennes 1, France).



Hervé **Le Breton**

Hervé Le Breton est né en 1959. étudiant en médecine à l'Université de Rouen entre 1978 et 1984, il a été interne en Cardiologie entre 1984 et 1988, puis assistant-chef de clinique entre 1988 et 1990 et exerce depuis cette date en tant que cardiologue interventionnel au Centre Hospitalier Universitaire de Rennes (Bretagne, France). Il a travaillé un an à la Fondation Clinique de Cleveland en 1994-1995, en recherche sur l'animal (rôle d'agents antiplaquettaires dans la resténose post-angioplastie). Il a été nommé Professeur de Médecine en 1999. Ses activités de recherche concernent la maladie artérielle coronaire et le champ de la cardiologie interventionnelle.



