

Modélisation Markovienne pour l'Estimation Combinée de Forme et de Mouvement : Application au Cœur en Imagerie Scanner Multibarrette.

Antoine SIMON¹, Mireille GARREAU¹, Jean-Louis COATRIEUX¹, Hervé LE BRETON^{1,2}

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

²Centre Cardio-Pneumologique, CHU Pontchaillou, 35033 Rennes, France
antoine.simon@univ-rennes1.fr, mireille.garreau@univ-rennes1.fr
jean-louis.coatrieux@univ-rennes1.fr, herve.le.breton@chu-rennes.fr

Résumé – Une méthode d'estimation conjointe de forme et de mouvement non rigide à partir de séquences temporelles tri-dimensionnelles est proposée. Basée sur une mise en correspondance surface-volume, elle permet, à partir d'une unique forme segmentée, d'estimer la forme et son mouvement sur toute la séquence. Une modélisation Markovienne combinée à un algorithme de recuit simulé estime les correspondances entre les noeuds du maillage modélisant l'objet à l'instant t et les voxels du volume à l'instant $t + 1$. La méthode a été appliquée à l'extraction de formes et de mouvements cardiaques en tomodensitométrie multibarrette. Les tests, réalisés sur données simulées et données réelles, ont donné des résultats prometteurs.

Abstract – 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 unique segmented surface, both the surface and its motion along the whole sequence. A Markovian Model, combined with a simulated annealing process, estimates the correspondences between the nodes of the mesh modeling the object of interest at t time and the voxels of the volume at $t + 1$ time. The method has been applied to cardiac surface and motion extraction in Multislice Computed Tomography. Tests realized on simulated and real data have provided promising results.

1 Contexte

L'estimation du mouvement cardiaque à partir de séquences d'images tri-dimensionnelles a suscité un grand intérêt de la part de la communauté scientifique au cours des dernières années. D'un grand apport diagnostique dans la lutte contre les cardiopathies, elle a bénéficié de progrès importants réalisés en imagerie dynamique, avec notamment les développements du ciné-IRM, de l'IRM taggué et des scanners multibarrettes.

Les méthodes d'estimation de mouvement 3D à partir de séquences tri-dimensionnelles peuvent être classées en trois principaux types : les méthodes de flot optique [1, 2], les modèles déformables [3–5], et les méthodes de mise en correspondance [6, 7]. Les méthodes de flot optique, si elle permettent d'obtenir un champ de déplacements dense, reposent sur une contrainte (la conservation de l'intensité au cours du temps) difficile à valider dans le cas de la post-synchronisation combinée à la diffusion du produit de contraste. Les méthodes basées sur un modèle déformable paramétrique permettent de décrire la surface et/ou le mouvement grâce à quelques paramètres. Elles nécessitent cependant l'apport d'une connaissance a priori qui permet de contraindre le résultat mais n'est pas sans risque dans le cas de phénomènes pathologiques importants. Les méthodes de mise en correspondance, basées sur la mise en correspondance d'entités suivant des paramètres descriptifs, permettent une description fine à la fois de la surface et du mouvement. 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 temporelle de la segmentation, elle-même difficile à assurer. Contrairement à ces approches, la méthode proposée ne nécessite la segmentation que du premier instant de la séquence. En effet celle-ci établit les correspondances entre la surface à l'instant t et le volume à l'instant $t + 1$. Plus précisément, la recherche de correspondances est réalisée entre, à l'instant t , les noeuds d'un maillage issu d'un processus de segmentation et de reconstruction de surface et, à l'instant $t + 1$, les voxels du volume original après application d'un détecteur de contours.

Ce processus de mise en correspondance, appliqué itérativement, permet conjointement 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.

Le processus de mise en correspondance est basé sur la définition d'un modèle de Markov qui, combiné à un algorithme de recuit simulé, permet d'obtenir les correspondances optimales. La méthode, testée sur données simulées et données réelles a donné des résultats permettant de valider la démarche proposée.

2 Méthode

Un modèle de champ de Markov est défini afin d'estimer les déplacements entre deux instants successifs. Un champ de déplacements 3D est alors considéré comme une réalisation

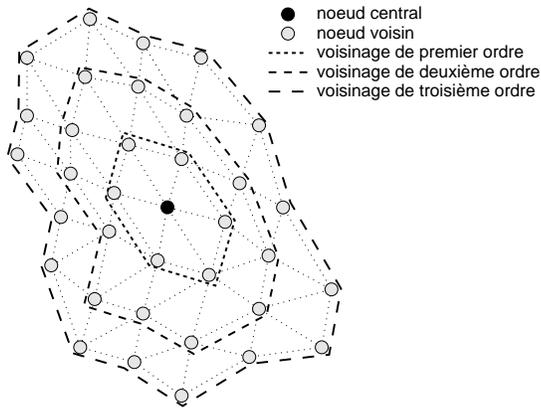


FIG. 1: *Voisinage d'un noeud*

$f = \{f_i/i = 1, \dots, N_S\}$ du champ de Markov $F = \{F_i/i = 1, \dots, N_S\}$ regroupant l'ensemble des configurations possibles (N_S correspondant au nombre de noeuds du maillage à t).

Les sites du champ de Markov sont les noeuds du maillage correspondant à l'instant t . Ce maillage est obtenu par l'application au volume original d'un processus de segmentation et de reconstruction de surface. L'ensemble de ces sites est noté S .

Les étiquettes affectées à ces sites sont les voxels du volume à $t + 1$ en correspondance avec les noeuds du maillage à t .

Le champ F est un champ de Markov selon un système de voisinage V , basé sur la connexité des noeuds du maillage (cf. fig. 2). Ce système de voisinage vérifie :

$$\forall i \in S, i \notin V(i) \quad (1)$$

$$\forall \{i, j\} \in S, j \in V(i) \Leftrightarrow i \in V(j) \quad (2)$$

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

$$P(f) > 0 \forall f \in F \quad (3)$$

et :

$$P(f_i|f_{S-\{i\}}) = P(f_i|f_{V(i)}) \quad (4)$$

D'après le théorème d'Hammersley-Clifford, si le champ aléatoire F est un champ de Markov, alors :

$$P(f) = \frac{1}{Z} \exp(-U(f)) \quad (5)$$

où Z est une constante de normalisation et $U(f)$ une énergie globale à minimiser pour obtenir la réalisation la plus probable. Cette énergie est définie pour une réalisation f en relation avec l'observation d par :

$$U(f, d) = \alpha_1 U_d(f, d) + \alpha_2 U_r(f) \quad (6)$$

$U_d(f, d)$ est une énergie de correspondance globale, $U_r(f)$ est l'énergie interne du champ, α_1 et α_2 sont des facteurs de pondération.

L'énergie de correspondance globale $U_d(f, d)$, ou énergie d'adéquation entre observation d et réalisation f , est constituée de la somme pondérée, sur l'ensemble des sites S , de termes permettant d'estimer la correspondance entre le site i et l'étiquette associée f_i :

$$U_d(f, d) = \sum_{i \in S} (\alpha_d \cdot E_{dist}(i, f_i) + \alpha_t \cdot E_{topol}(i, f_i) + \alpha_c \cdot E_{contour}(f_i)) \quad (7)$$

$$(8)$$

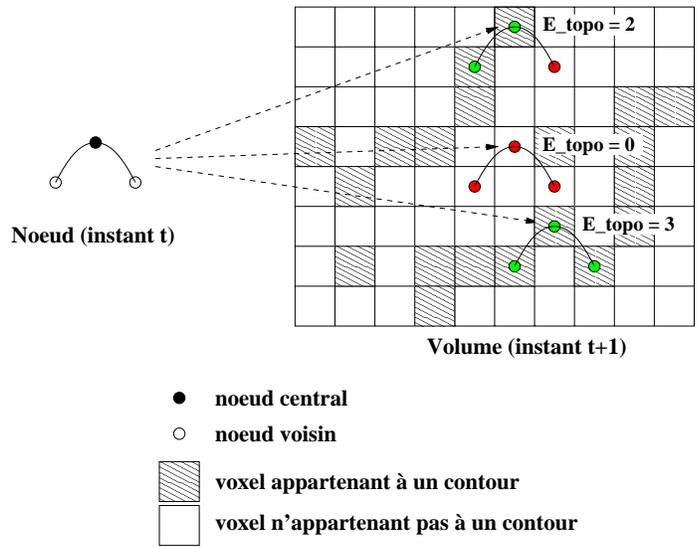


FIG. 2: *Exemples, en deux dimensions, du calcul de $E_{topol}(i, f_i)$.*

α_d , α_t et α_c permettent de moduler l'influence de chacun des trois termes.

$E_{dist}(i, f_i)$ correspond à la distance euclidienne entre le noeud considéré et le voxel correspondant et permet de privilégier les correspondances les plus proches.

$E_{contour}(f_i)$ et $E_{topol}(i, f_i)$ utilisent le résultat de l'application d'un détecteur de contours (implémenté par un filtre de Canny) au volume à $t + 1$.

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

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

$E_{topol}(i, f_i)$ transpose la topologie locale du noeud considéré au niveau du voxel afin d'estimer la correspondance topologique entre entités (cf. fig. 2 pour une illustration, en deux dimensions et avec un voisinage limité à deux noeuds, du calcul de cette énergie).

L'ensemble de toutes les cliques, noté C pour l'ensemble du maillage, est défini tel que toute clique $c \in C$ est composée de deux sites suivant la propriété suivante :

$$\text{pour } c = \{s, t\} \in S^2, t \in V(s) \quad (9)$$

L'énergie de régularisation $U_r(f)$ est alors donnée par :

$$U_r(f) = \sum_{c=\{s,t\} \in C} \frac{\|\vec{f}_s - \vec{f}_t\|}{dist(s, t)} \quad (10)$$

avec $dist(s, t)$ 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).

La réalisation f la plus probable est obtenue par minimisation de l'énergie $U(f)$ (cf. éq. 5). Cette minimisation est réalisée grâce à un algorithme de recuit simulé : à chaque itération, une nouvelle correspondance est évaluée ; en cas de diminution de l'énergie, la correspondance testée est acceptée ; dans le cas inverse, elle est soit acceptée soit rejetée suivant un choix aléatoire et un paramètre de température, décroissant dans le temps et favorisant l'acceptation de ce type de correspondances au début du processus. L'optimisation se termine lorsque le système est stabilisé.

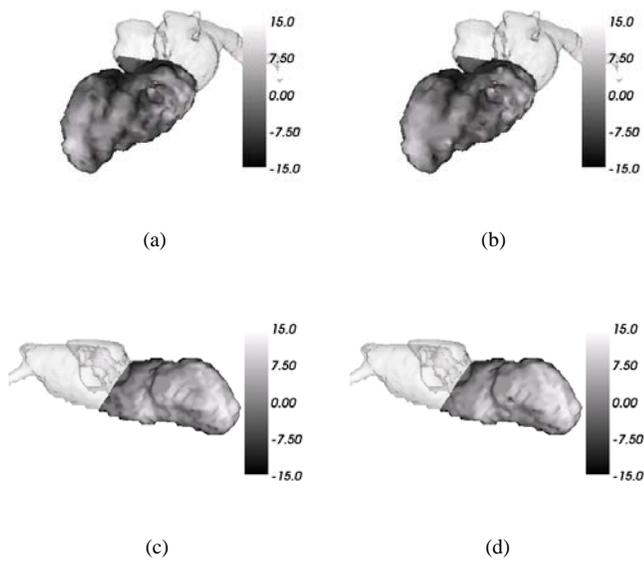


FIG. 3: Amplitude du mouvement simulé (a,c) et estimé (b,d) suivant deux incidences ((a,b): oblique antérieure gauche 45° caudale 25°, (c,d): oblique antérieure droite 30°) (couleurs: en blanc: mouvements dirigés vers l'extérieur des cavités (expansion), en noir: mouvements dirigés vers l'intérieur des cavités (contraction)), échelle donnée en voxels.

3 Résultats

3.1 Données simulées

La méthode proposée a été testée sur plusieurs simulations numériques. Afin d'appliquer la méthode de mise en correspondance surface-volume, une surface (correspondant à l'instant t) doit être déformée (pour obtenir la surface à l'instant $t + 1$) puis insérée dans un volume. Ce volume doit être traité au préalable afin de simuler au mieux un volume réel après application du détecteur de contours.

Plus précisément, la surface à l'instant t est une surface réelle obtenue par segmentation puis reconstruction de surface. Elle est soumise à des déformations locales et globales (translation, torsion, rotation, expansion/compression) afin d'obtenir la surface à l'instant $t + 1$.

Pour obtenir le volume dans lequel cette surface sera transposée, le volume original correspondant à l'instant t est filtré par le détecteur de contours puis le contour correspondant à la surface préalablement segmentée est supprimé.

Enfin, la surface déformée est insérée dans ce volume en modifiant la valeur des voxels ayant les mêmes coordonnées que les noeuds du maillage.

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. La figure 3 illustre, suivant deux incidences, un exemple de résultats. En couleur est représentée l'amplitude des mouvements appliqués (a,c) et celle des mouvements estimés (b,d). En blanc sont représentés les mouvements dirigés vers l'extérieur du volume et en noir les mouvements dirigés vers l'intérieur. L'erreur moyenne d'estimation a été calculée et correspond, sur cet exemple, à un voxel.

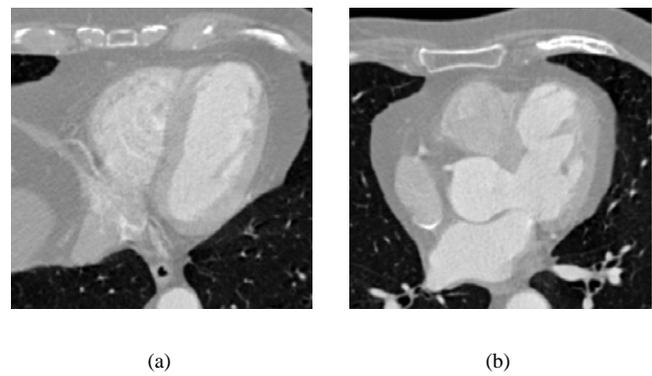


FIG. 4: Coupes extraites d'un même volume original.

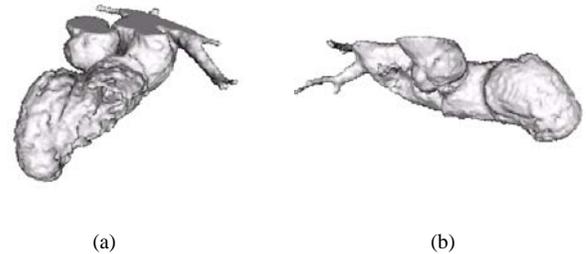


FIG. 5: Surface reconstruite après la segmentation du volume correspondant au premier instant de la séquence (incidences: (a): oblique antérieure gauche 45° caudale 25°, (b): oblique antérieure droite 30°).

3.2 Données réelles

La méthode proposée a été appliquée sur données réelles, acquises sur un scanner multibarrette Siemens Somatom. La base, constituée de dix volumes représentant un cycle cardiaque, a une résolution spatiale de $0.3 \times 0.3 \times 0.6$ mm (cf. fig. 4). Le premier volume a été segmenté par un processus de croissance de région limité par un gradient [8] puis la surface extraite reconstruite par l'algorithme des Marching Cubes (cf. fig. 5). A partir de cette première segmentation, la méthode d'estimation conjointe de la forme et du mouvement a été appliquée à l'endocarde ventriculaire gauche, à une résolution inférieure, sur toute la séquence après application d'un détecteur de contour aux volumes correspondant aux instants suivants.

Les figures (6(a), 6(d)) et (6(b),6(e)) illustrent, sous deux incidences, les résultats obtenus à deux instants consécutifs correspondant à la fin de la diastole ventriculaire. Des mouvements dirigés vers l'extérieur de la cavité ventriculaire (représentés en blanc), caractéristiques de la diastole, sont détectés au niveau du ventricule, notamment pour le deuxième instant correspondant à la phase de systole auriculaire. Les figures (6(c), 6(f)) illustrent le début de la phase de systole ventriculaire, avec la présence de déplacements dirigés vers l'intérieur de la cavité ventriculaire, pouvant correspondre à des mouvements de contraction.

Afin d'évaluer le processus d'estimation de forme au cours du temps, les résultats ont été comparés avec des surfaces, correspondant aux mêmes instants, mais obtenues avec l'outil de segmentation utilisé, dans notre approche, pour le premier vo-

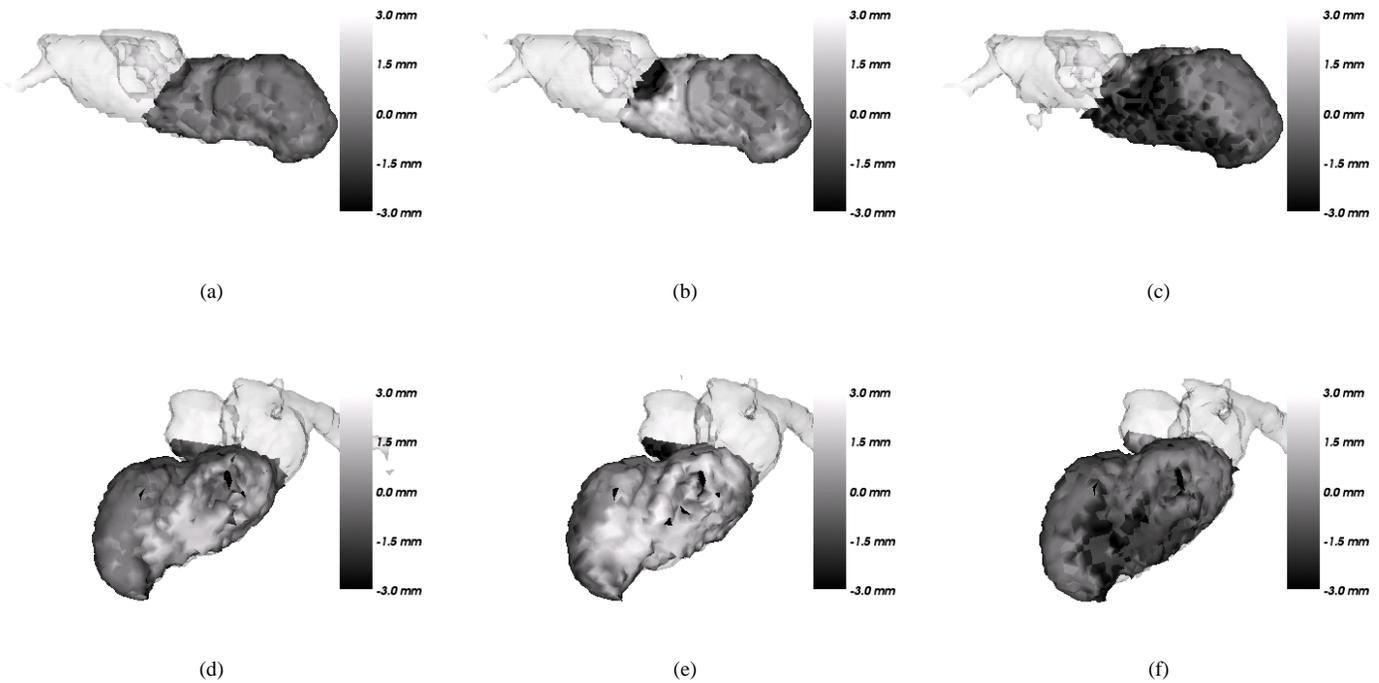


FIG. 6: Amplitude du mouvement estimé à trois instants consécutifs (de la fin de la diastole ventriculaire ((a,d) et (b,e)) au début de la systole ventriculaire (c,f)) (couleurs : en blanc : mouvements dirigés vers l'extérieur des cavités (expansion), en noir : mouvements dirigés vers l'intérieur des cavités (contraction)) (incidences : (a,b,c) : oblique antérieure gauche 45° caudale 25° , (d,e,f) : oblique antérieure droite 30°).

lume de la séquence. On considère bien sûr que ces surfaces segmentées ne peuvent être exploitées comme des références mais plutôt comme des indicateurs. 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.

4 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 repose sur une mise en correspondance surface-volume formalisée dans un cadre markovien. Des tests réalisés sur données simulées et sur données cardiaques réelles ont montré des résultats prometteurs. De futurs travaux porteront sur la recherche de moyens de visualisation adaptés aux besoins cliniques et sur l'extraction de paramètres cliniquement significatifs. Ils porteront également à la fois sur l'amélioration de la méthode (notamment par le test d'autres méthodes de minimisation) et sur son évaluation à partir d'un nombre plus important de données réelles.

Références

[1] J. M. Gorce, D. Friboulet, and I. E. Magnin, "Estimation of three-dimensional cardiac velocity fields: assessment of

a differential method and application to three-dimensional CT data," *Medical Image Analysis*, vol. 1, pp. 245–261, Apr. 1997.

- [2] S. M. Song and R. Leahy, "Computation of 3-D velocity fields from 3-D cine CT images of a human heart," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 10, pp. 295–306, Sept. 1991.
- [3] A. F. Frangi, W. J. Niessen, and M. A. Viergever, "Three-dimensional modeling for functional analysis of cardiac images, a review," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 20, pp. 2–25, Jan. 2001.
- [4] C. W. Chen, T. S. Huang, and M. Arrott, "Modeling, analysis, and visualization of left ventricle shape and motion by hierarchical decomposition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 16, pp. 342–356, Apr. 1994.
- [5] S. Benayoun and N. Ayache, "Dense non-rigid motion estimation in sequences of medical images using differential constraints," *Int. Journal of Computer Vision*, vol. 26, pp. 25–40, Jan. 1998.
- [6] C. Kambhamettu, D. Goldgof, M. He, and P. Laskov, "3D nonrigid motion analysis under small deformations," *Image and Vision Computing*, vol. 21, pp. 229–245, Jan. 2003.
- [7] P. Shi, A. J. Sinusas, R. T. Constable, E. Ritman, and J. S. Duncan, "Point-tracked quantitative analysis of left ventricular surface motion from 3-D image sequences," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 19, pp. 36–50, Jan. 2000.
- [8] H. Guillaume and M. Garreau, "Segmentation de cavités cardiaques en imagerie scanner multi-barettes," in *12ème Forum des Jeunes Chercheurs en Génie Biologique et Médical (2003)*, Nantes, France, may 2003, pp. 92–93.