

---

# Estimation de mouvement par décalage de phase et maillage déformable appliquée à des séquences cardiaques d'IRM marquées

**Adrian Basarab<sup>1</sup>, Patrick Clarysse<sup>2</sup>, Theo Arts<sup>3</sup>,  
Christian Cachard<sup>2</sup>, Pierre Croisille<sup>2,4</sup>, Philippe Delachartre<sup>2</sup>**

1. *Université de Toulouse, IRIT UMR CNRS 5505  
118 Route de Narbonne, 31062 Toulouse cedex 9, France  
adrian.basarab@irit.fr*
2. *Université de Lyon, CREATIS, UMR CNRS 5220, INSERM U1044, INSA-Lyon,  
Université Lyon 1, France  
{clarysse, cachard, croisille, delachartre}@creatis.insa-lyon.fr*
3. *Department of Biomedical Engineering, Cardiovascular Research Institute  
Maastricht, Maastricht University, Maastricht, Pays-Bas*
4. *Hôpital cardiologique Louis Pradel  
28 rue du doyen Jean Lépine, 69500 Bron, France*

---

*RÉSUMÉ. Nous proposons dans cet article une méthode d'estimation du mouvement utilisant la phase spatiale 2D des images, ainsi que l'extension de cette méthode à l'estimation de trajectoires. Appliquée à l'estimation du mouvement cardiaque sur des images par RM marquées, notre méthode s'avère plus précise (diminution des écarts types de l'erreur d'approximativement 15 %) qu'une méthode récemment publiée aussi bien en simulation que sur des images expérimentales. De plus, nous montrons sur un cas clinique que les trajectoires de mouvement estimées pourraient être un très bon indicateur d'une pathologie cardiaque.*

*ABSTRACT. In this paper, a phase based motion estimation method is presented. We also introduce a motion trajectory estimation technique. Our method is applied to cardiac motion estimation using MRI tagged image sequences. We show that our method provides roughly 15% less error than a recent motion estimation method proposed in the literature. Moreover, the estimated motion trajectories could be a good indicator of cardiac diseases.*

*MOTS-CLÉS : estimation de mouvement, trajectoires, phase, signal analytique multidimensionnel, IRM marquée, imagerie cardiaque.*

*KEYWORDS: motion estimation, trajectory, phase, multidimensional analytic signal, tagged MRI, cardiac imaging.*

---

DOI:10.3166/TS.28.643-663 © 2011 Lavoisier

**Extended abstract**

Quantitative assessment of left ventricle myocardium deformation provides important information about several cardiovascular pathologies. This deformation can be obtained using the motion estimated in a temporal image sequence. The motion can be estimated using different medical imaging modalities, such as ultrasound or MRI. In this paper, we address the problem of myocardium motion estimation in tagging MRI (denoted by MRIT in the following) (Zerhouni *et al.*, 1988, Axel et Dougherty, 1989). With this technique, cardiac tissue is marked with a grid of magnetically saturated tags, whose deformation in time will follow the heart deformation during a cardiac cycle.

In MRIT, the motion can be estimated using classical techniques such as optical flow or block matching based on similarity functions like spatial correlation, sum of absolute or squared differences, etc. However, these methods still have serious drawbacks such as the sensibility to noise for the optical flow or the computational complexity for subpixel estimation with block matching.

In order to overcome these problems, methods adapted to MRIT and estimating the motion in the frequency domain have been proposed. The state of the art method is called HARP (Harmonic Phase) and estimates the motion using the first harmonic, exploiting in this way the regularity of the tags (Osman et Prince, 2000). As a consequence, the motion estimation is preceded by a bandpass filtering of the images, around the frequency of the first harmonic. More recently, a method called SinMod has been proposed in (Arts *et al.*, 2010) and uses a local sinus model of the images. It was shown that this method outperforms HARP and classical approaches. For this reason, the results of the proposed method will be compared to those provided by SinMod.

The main purpose of this paper is to propose a 2D+t motion estimation method adapted to MRIT, based on the spatial 2D phase of the images and on a non rigid local motion model, controlled by a bilinear transformation.

2D spatial phases for images can be obtained using different mathematical tools, such as multidimensional analytic signals (Bulow et Sommer, 2001) or the monogenic signal (Felsberg et Sommer, 2001). In both cases, the spatial phase contains a structural information of the images, which makes it a good choice for motion estimation (Felsberg, 2006). The method proposed herein is based on spatial phases obtained using two single-orthant analytic signals, for which the information contained by one quadrant in the Fourier domain is exploited (Hahn, 1992). In this way, for each MRIT image, two different spatial phases are obtained. Combining the information of these two phases, for two consecutive images of a MRIT sequence, we provide an analytical estimator for 2D local translation. The main advantage of the proposed estimator is that it does not require a preliminary filtering and accordingly it is not based on a linear model of the phases. Moreover, the local estimated translations are used to estimate a bilinear deformation model, as previously shown in (Basarab *et al.*, 2008).

We also propose in this paper a way of estimating the motion trajectory of local structures, in a cardiac sequence. For this, a temporal motion initialization is proposed. For an instance  $n$  in the sequence, the estimation at instance  $n-1$  is used as initialization. The residual motion is after that estimated using the proposed phase based estimator. In addition to allowing trajectory estimation and temporal motion regularization, the proposed initialization technique allows the phase based estimator to assess local translations larger than half of the period, which is normally not possible with such approaches.

The performance of the proposed 2D+t motion estimation method is evaluated on simulated and *in vivo* sequences. The results are compared to those obtained with SinMod, using the absolute error in the simulated case (when the true motion is available) and a correlation criterion applied to registered images in the experimental case. A more detailed explanation of this criterion is given in (Basarab *et al.*, 2008). The simulated sequence was obtained by using the analytic motion model proposed in (Clarysse *et al.*, 2000). We show a standard deviation error diminution of 15% using our method compared to SinMod. The gain in precision is roughly the same on experimental data.

Finally, the case of a patient with infarct is presented. In this case, we show that the estimated trajectories could be an interesting indicator of cardiac diseases. By placing four regions of interest in the myocardium (two in the normal region and two in a pathological one) and by following them in time, we show that the motion amplitude is between two and three times larger in the normal region.

## 1. Introduction

L'estimation de la déformation du myocarde au cours du cycle cardiaque est importante car elle peut renseigner sur un certain nombre de maladies cardiovasculaires (Petitjean *et al.*, 2005). Ces déformations peuvent être obtenues à partir d'une estimation du mouvement cardiaque au cours du temps. L'analyse du mouvement cardiaque peut être réalisée à partir de différentes modalités d'imagerie médicale, comme l'échographie, la tomодensitométrie ou l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Nous nous intéressons ici à l'estimation du mouvement cardiaque dans des images par RM de marquage tissulaire (Zerhouni *et al.*, 1988, Axel et Dougherty, 1989). Le marquage tissulaire consiste à introduire une modulation spatiale de l'intensité du signal générant un motif géométrique régulier au départ (le marquage) et qui va suivre la déformation du myocarde au cours du cycle cardiaque.

Le mouvement cardiaque le long d'une telle séquence d'images peut être estimé en utilisant des méthodes classiques, telles que les méthodes différentielles (flot optique) ou la corrélation appliquée à des blocs de pixels. Pour cette dernière, la présence de motifs géométriques (lignes ou carrés) dans les images facilite la localisation du maximum de corrélation et implicitement apporte une amélioration de l'estimation. Les méthodes classiques présentent tout de même des inconvénients, comme la sensibilité

par rapport au bruit pour le flot optique ou la complexité de calcul pour la corrélation, surtout quand les déplacements recherchés sont subpixeliques.

Afin de palier ces difficultés et de tirer profit des images par RM marquées, des approches fréquentielles ont été proposées (Petitjean *et al.*, 2005), dont la méthode de référence HARP (HARmonic Phase) (Osman et Prince, 2000). Ces méthodes exploitent la régularité du marquage et le fait que parmi tous les harmoniques, le premier est celui qui subit le moins de perte de contraste et de distorsion le long du cycle cardiaque (Arts *et al.*, 2010). Pour cette raison, ces méthodes commencent généralement par un filtrage passe-bande des images, autour du premier harmonique. Elles estiment ensuite les déplacements locaux en exploitant les décalages de phase. Récemment, une méthode appelée SinMod utilisant localement une modélisation sinusoïdale des images a été proposée (Arts *et al.*, 2010). Les résultats obtenus montrent que cette méthode est plus robuste et plus précise que la méthode HARP, qui fait office d'état de l'art dans le domaine. Pour cette raison, nos résultats seront comparés à ceux obtenus avec SinMod.

L'objectif de cet article est de proposer une nouvelle méthode 2D et 2D+t d'estimation du mouvement, basée sur la phase spatiale 2D des images et sur un modèle de mouvement non rigide, contrôlé par un modèle paramétrique bilinéaire.

La phase spatiale des images peut être obtenue en utilisant des signaux analytiques multidimensionnels (Bulow et Sommer, 2001) ou le signal monogénique (Felsberg et Sommer, 2001). Dans les deux cas, elle contient une information structurelle des images, ce qui explique qu'elle est adaptée à l'estimation des mouvements (Felsberg, 2006). La méthode proposée dans cet article repose sur les phases obtenues en utilisant deux signaux analytiques single-orthant, pour lesquels seule l'information contenue dans un des quatre quadrants du plan de Fourier est conservée (Hahn, 1992). Nous montrons que l'utilisation de ces phases nous permet de proposer une estimation analytique des décalages locaux 2-D qui ne nécessite pas un filtrage préalable des images et donc n'impose pas une linéarité parfaite de la phase. Les écarts des phases utilisées par notre méthode par rapport à un modèle linéaire sont en partie compensés par le fait de moyenner les phases sur une région localement considérée dans l'image.

Notre méthode est évaluée sur des données de simulation et des données expérimentales. Les résultats de la méthode proposée sont ensuite comparés avec ceux obtenus par la méthode SinMod (Arts *et al.*, 2010).

La méthode proposée inclut de plus l'estimation de trajectoires de mouvement. Elle s'avère potentiellement très intéressante pour caractériser des anomalies du mouvement du cœur. Dans cet article, le cas d'un patient avec infarctus est étudié.

## 2. Analyse des signaux issus des images par RM marquées

Avant de décrire la méthode d'estimation du mouvement que nous proposons, nous commençons par une analyse des images par RM marquées et des possibilités qu'elles offrent pour concevoir des estimateurs utilisant la phase des signaux complexes. La figure 1(a) présente un exemple d'image par RM marquée du ventricule gauche du cœur en phase télédiastolique, juste après l'imposition du marquage en grille. La forme locale des signaux 2-D issus de ce type d'images est illustrée sur la figure 1(b).

La figure 1(c) illustre le module de la transformée de Fourier 2-D d'une telle image. Nous pouvons ainsi observer l'influence des marqueurs (dans notre cas une grille rectangulaire dans le domaine spatial) dans le domaine fréquentiel. Afin d'exploiter une information de phase, de nombreux signaux analytiques uni ou multidimensionnels ont été proposés (Bulow et Sommer, 2001). Parmi eux, nous trouvons des signaux analytiques 2-D appelés « single-orthant analytical signals » obtenus par annulation de trois des quatre quadrants du domaine fréquentiel (Hahn, 1992). Pour une image  $i_I(x,y)$ , les deux signaux analytiques utilisés dans cet article sont définis dans le domaine de Fourier par les équations ci-dessous :

$$\begin{aligned} I_{11}(u_1, u_2) &= I_1(u_1, u_2)(1 + \text{sign}(u_1))(1 + \text{sign}(u_2)) \\ I_{12}(u_1, u_2) &= I_1(u_1, u_2)(1 - \text{sign}(u_1))(1 + \text{sign}(u_2)) \end{aligned} \quad (1)$$

avec les majuscules qui définissent les transformées de Fourier 2D des signaux spatiaux (en minuscule),  $u_1$  et  $u_2$  les variables fréquentielles et la fonction  $\text{sign}$  définie par :

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & \text{pour } x > 0 \\ 0 & \text{pour } x = 0 \\ -1 & \text{pour } x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Compte tenu de la dissymétrie dans l'espace de Fourier, nous obtenons par transformée de Fourier inverse, pour une image, deux images complexes. Le calcul des deux images de phase à partir d'une image IRM marquée est résumé sur le schéma de la figure 2. Dans la section 3, nous montrerons la pertinence du choix du signal analytique par rapport à l'estimation du mouvement qui sera proposée.

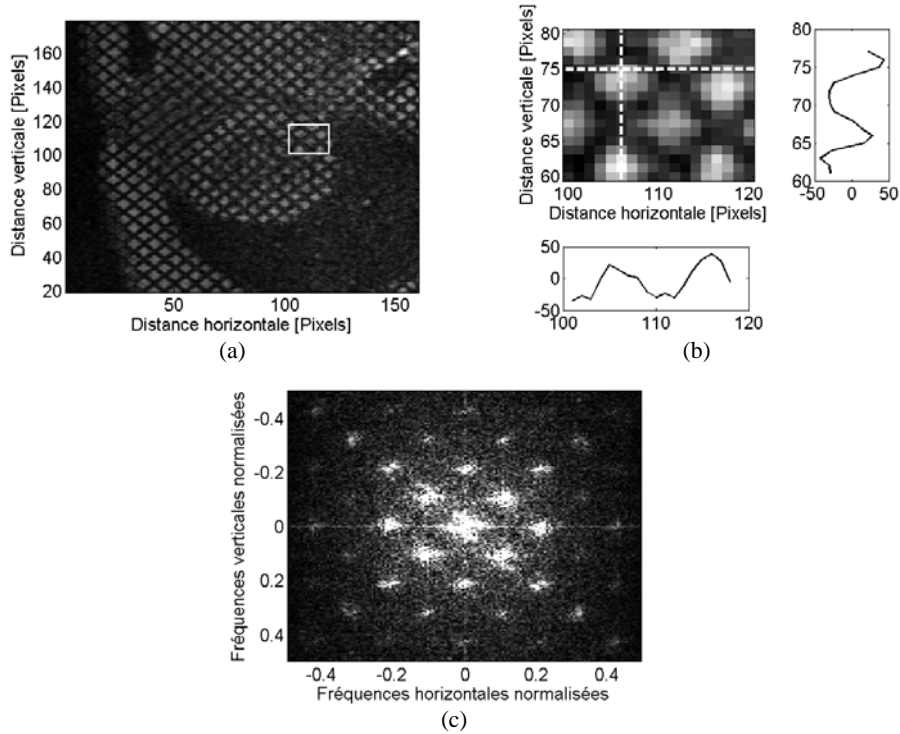


Figure 1. (a) Image par RM marquée en télédiastole et (b) bloc extrait localement de cette image (rectangle blanc sur l'image (a)) avec un profil horizontal et un profil vertical (traits blancs en pointillés), (c) module de la transformée de Fourier 2-D de l'image en (a)

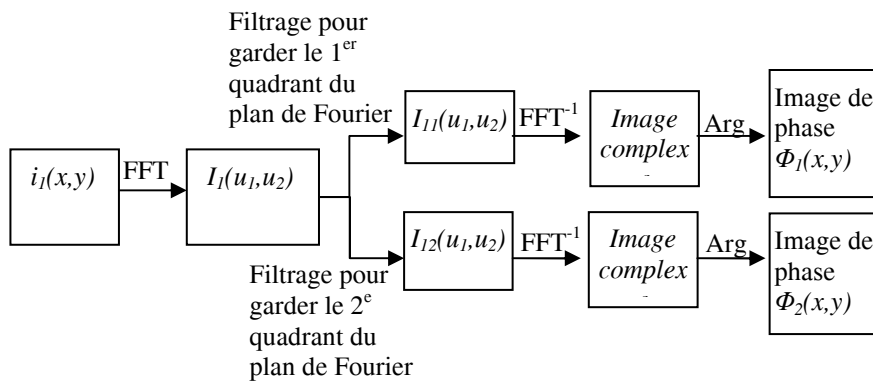


Figure 2. Schéma présentant le calcul, à partir d'une image par RM marquée, des deux images de phase utilisées dans cet article pour estimer le mouvement

Un exemple de phase obtenue pour l'image figure 1(a) est montré sur la figure 3.

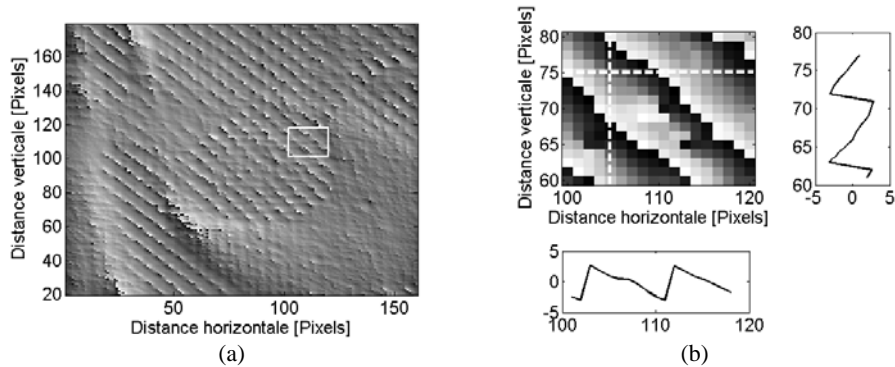


Figure 3. (a) Phase spatiale correspondante à une image complexe obtenue à partir du premier quadrant du plan de Fourier, (b) forme locale de la phase (correspondant au rectangle blanc sur (a)) et deux profils (horizontal et vertical) correspondant aux traits blancs en pointillés

### 3. Méthode

La méthode d'estimation du mouvement que nous proposons utilise un estimateur local des décalages contenus dans les images de phase (voir 3.1) et un maillage déformable (voir 3.2).

De plus, elle permet d'estimer des trajectoires de mouvements, comme le montre l'approche proposée dans la section 3.3.

#### 3.1. Estimation des décalages 2-D

Il faut noter que les méthodes proposées dans la littérature qui estiment le mouvement dans des IRM marquées en utilisant la phase (HARP (Osmani et Prince, 2000), SinMod (Arts *et al.*, 2010)) ne travaillent pas sur la phase des signaux analytiques bidimensionnels. Elles utilisent des signaux analytiques 1-D afin de calculer la phase dans une seule direction, et estiment la composante du vecteur de déplacement dans cette direction. Ainsi, afin de trouver les deux composantes du vecteur, ces approches procèdent en deux étapes pour traiter les deux directions. De plus, elles utilisent un filtrage préalable des images afin de transformer, dans le domaine spatial, les marqueurs rectangulaires en une composante harmonique. Cela permet, une fois les images complexes calculées, de retrouver des phases linéaires par morceaux, ce qui n'est pas totalement vrai pour la phase que nous obtenons sur la figure 3.

Dans cet article, nous considérons une forme locale linéaire des phases :

$$\phi(x, y) \approx A + Bx + Cy, \quad (3)$$

où  $A$ ,  $B$  et  $C$  sont des constantes, dont les deux coefficients  $B$  et  $C$  dépendent des fréquences des premiers harmoniques sur chaque direction  $x$  et  $y$  (notées  $f_1$  et  $f_2$ ). Leur signe dépend du choix du quadrant gardé dans le calcul du signal analytique single-orthant (voir figure 4).

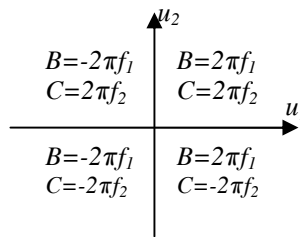


Figure 4. Valeurs des coefficients  $B$  et  $C$  en fonction du quadrant du plan de Fourier choisi pour le calcul des signaux analytiques. Les fréquences spatiales horizontale et verticale sont notées respectivement  $u_1$  et  $u_2$

Dans la suite, nous expliquons comment nous exploitons ces images pour estimer le décalage spatial entre deux blocs ( $s_1$  et  $s_2$ ) issus de deux images par RM marquées.

Pour cela, nous considérons deux signaux, notés  $s_1$  et  $s_2$ , reliés par un décalage rigide ( $d_1, d_2$ ), comme exprimé par l'équation (4) :

$$s_2(x, y) = s_1(x + d_1, y + d_2) \quad (4)$$

Nous notons  $\phi_{s_{11}}(x, y)$  et  $\phi_{s_{12}}(x, y)$  les deux phases générées à partir du signal  $s_1$  et  $\phi_{s_{21}}(x, y)$  et  $\phi_{s_{22}}(x, y)$  les phases obtenues à partir de  $s_2$ . Nous notons également par  $d\phi_1(x, y)$  et  $d\phi_2(x, y)$  les différences de phases issues du même type de signal analytique.

En tenant compte de la relation entre  $s_1$  et  $s_2$ , nous pouvons en déduire que le même décalage relie les phases  $\phi_{s_{11}}(x, y)$  et  $\phi_{s_{21}}(x, y)$ . En considérant des petits décalages  $d_1$  et  $d_2$ , un développement en série Taylor à l'ordre 1 permet d'en déduire la relation suivante :



$$\begin{aligned}
\phi_{s_{21}}(x, y) &= \phi_{s_{11}}(x + d_1, y + d_2) \\
&= \phi_{s_{11}}(x, y) + d_1 \frac{\partial \phi_{s_{11}}}{\partial x} + d_2 \frac{\partial \phi_{s_{11}}}{\partial y} + O(d_1^2, d_2^2) \\
&\approx \phi_{s_{11}}(x, y) + 2\pi f_1 d_1 + 2\pi f_2 d_2
\end{aligned} \tag{5}$$

$$\begin{aligned}
d\phi_1(x, y) &= \phi_{s_{21}}(x, y) - \phi_{s_{11}}(x, y) \\
&= 2\pi f_1 d_1 + 2\pi f_2 d_2
\end{aligned} \tag{6}$$

où  $f_1$  et  $f_2$  sont les fréquences fondamentales du marquage tissulaire sur les deux directions, supposées connues.

En admettant les mêmes hypothèses qu'auparavant, nous pouvons modéliser de la même manière la deuxième différence de phase, comme le montre la relation en (7).

$$\begin{aligned}
d\phi_2(x, y) &= \phi_{s_{22}}(x, y) - \phi_{s_{12}}(x, y) \\
&= -2\pi f_1 d_1 + 2\pi f_2 d_2
\end{aligned} \tag{7}$$

Ces deux différences de phase permettent de remonter directement à des estimations analytiques des décalages locaux  $d_1$  et  $d_2$  :

$$\begin{aligned}
\hat{d}_1 &= \frac{-d\bar{\phi}_1(x, y) + d\bar{\phi}_2(x, y)}{4\pi f_1} \\
\hat{d}_2 &= \frac{d\bar{\phi}_1(x, y) + d\bar{\phi}_2(x, y)}{4\pi f_2}
\end{aligned} \tag{8}$$

où  $d\bar{\phi}_1(x, y)$  et  $d\bar{\phi}_2(x, y)$  représentent les moyennes des deux différences de phases sur l'espace de définition de  $s_1$  et  $s_2$ .

Par rapport aux approches proposées dans la littérature, notre estimation se démarque par deux aspects : elle n'utilise pas un filtrage passe-bande préalable des images par RM marquées (nous ne changeons pas le contenu spectral des images) et elle estime conjointement les deux composantes du décalage spatial.

### 3.2. Modélisation paramétrique du mouvement local

Les mouvements des tissus humains (dans notre cas du cœur) sont complexes et très souvent un simple modèle de translations rigides n'est pas suffisant pour modéliser les déplacements locaux. Pour cette raison, nous utilisons un modèle

bilinéaire à huit paramètres pour contrôler la déformation locale. Ce modèle prend en compte, en plus des translations, les dilatations, les rotations et les cisaillements. Pour estimer localement ces huit paramètres, nous utilisons quatre fois l'estimateur présenté précédemment, pour quatre blocs voisins et jointifs. Nous avons déjà proposé cette approche pour estimer le déplacement des tissus dans le cadre de l'élastographie ultrasonore (Basarab *et al.*, 2008). Dans ce contexte, nous avons montré l'apport de ce modèle par rapport à une modélisation basée uniquement sur les translations rigides.

### 3.3. Estimation de trajectoires

Dans cette section, nous montrons comment l'estimateur présenté précédemment est utilisé pour estimer des trajectoires de mouvement. Pour cela, une approche lagrangienne est adoptée, ce qui implique que les déplacements sont estimés par rapport à la première image de la séquence. Compte tenu du fait que l'estimation locale des décalages 2-D se fait en utilisant la phase spatiale des signaux, l'amplitude des mouvements à estimer ne doit pas dépasser la demi-période de la composante fondamentale (sur chacune des directions). En IRM cardiaque, étant donné la fréquence d'acquisition et l'amplitude du mouvement cardiaque, cette hypothèse est généralement vérifiée pour les images consécutives d'une séquence. Une initialisation du champ de déplacement à l'instant courant est réalisée en fonction du champ de déplacement à l'instant précédent de façon à gérer les mouvements de plus grande amplitude.

Afin de faciliter la description de la méthode, son développement est décrit pour un bloc de l'image, considéré à la position  $\mathbf{X}_0=(x_0,y_0)$ . Notons par  $\hat{\mathbf{d}}(n) = [\hat{d}_1(n) \hat{d}_2(n)]$  le vecteur déplacement de ce bloc à l'instant  $n$ , par rapport à l'instant 1 (correspondant à la première image de la séquence). L'estimation à l'instant  $n$  est obtenue à partir des différences de phase  $d\phi_1(x,y,n)$  et  $d\phi_2(x,y,n)$  (calculées entre l'image  $n$  et l'image 1 comme le montre l'équation (9)) et de l'estimation à l'instant précédent ( $n-1$ ) (équation (10)). Nous notons par  $\phi_{sn1}$  et  $\phi_{sn2}$  les deux phases locales calculées à l'instant  $n$ .

$$\begin{aligned}
 d\phi_j(\mathbf{X}_0,n) &= \\
 \phi_{snj}(\mathbf{X}_0 + \text{round}(\hat{\mathbf{d}}(n-1))) - \phi_{s1j}(\mathbf{X}_0,n) & \quad (9) \\
 j &= 1,2
 \end{aligned}$$

$$\hat{d}_j(n) = \text{round}(\hat{d}_j(n-1)) + \frac{d\bar{\phi}_2(\mathbf{X}_0, n) \mp d\bar{\phi}_1(\mathbf{X}_0, n)}{4\pi f_j} \tag{10}$$

$$\phi_{snj}(\mathbf{X}_0 + \text{round}(\hat{\mathbf{d}}(n-1))) - \phi_{s1j}(\mathbf{X}_0, n)$$

$j = 1, 2, \quad * - \text{si } j = 1, + \text{si } j = 2$

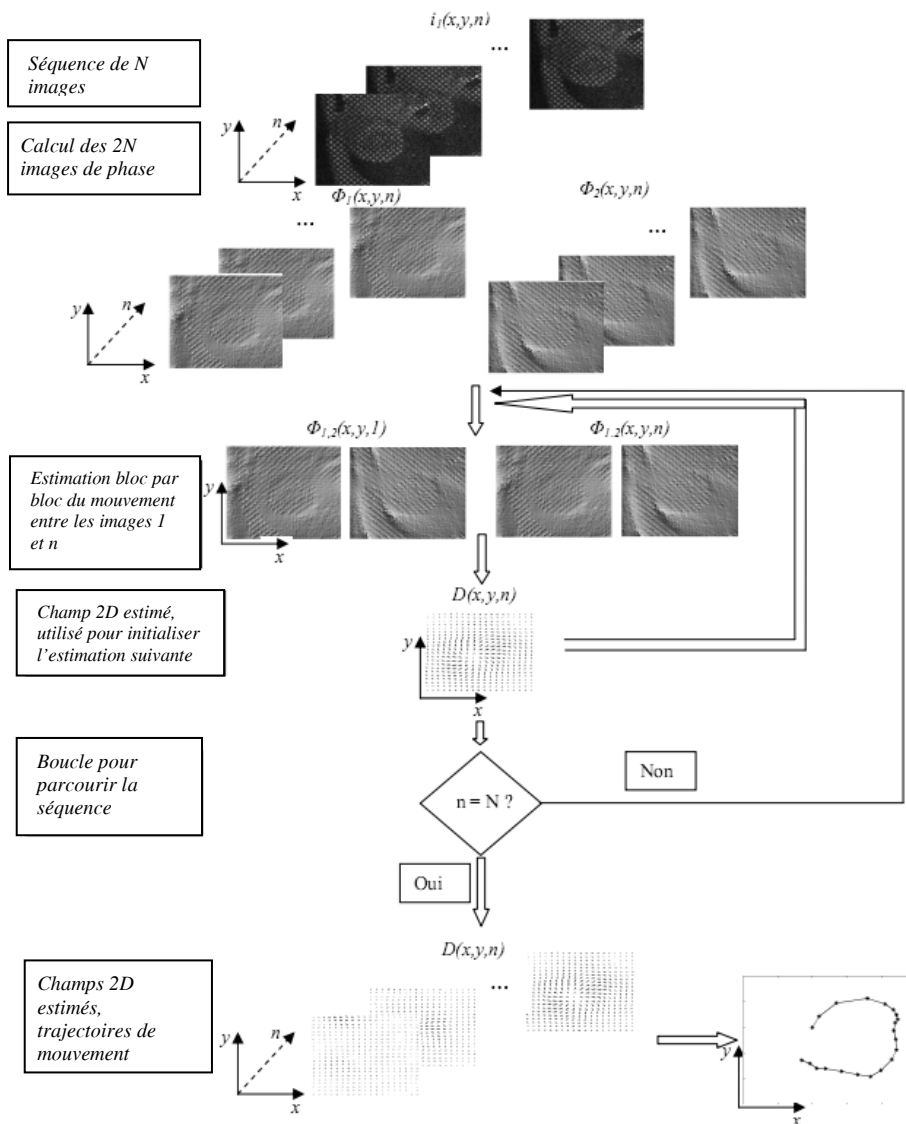


Figure 5. Schéma synoptique de notre méthode d'estimation de trajectoires de mouvement

L'initialisation temporelle des champs consiste à tenir compte, pour chaque bloc, de l'estimation du déplacement à l'étape précédente. Uniquement la partie entière de cette estimation est retenue, afin d'éviter l'interpolation des images de phases. Entre les deux premières images de la séquence, aucune initialisation temporelle n'est considérée.

Nous montrons dans la section 4.3.2 que les trajectoires estimées sur un cycle cardiaque par cette approche lagrangienne sont un bon indicateur de la présence d'une anomalie.

La figure 5 montre les principales étapes de notre méthode, pour une estimation de trajectoires entre  $N$  images par RM marquée.

#### 4. Résultats

Premièrement, nous montrons à travers un exemple la façon dont l'approche proposée en 3.1, basée sur les phases spatiales 2D, permet l'estimation de décalages 2D.

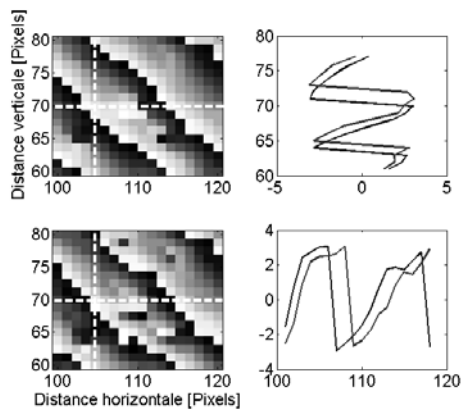
Deuxièmement, notre méthode d'estimation du mouvement est testée sur des paires d'images consécutives dans un cas de simulation (section 4.2) et sur des données cliniques acquises sur un volontaire sain (section 4.3.1). Finalement, l'apport de l'estimation des trajectoires pour la mise en évidence d'une anomalie de mouvement est montré sur des données cliniques (section 4.3.2). Dans les deux cas, la taille des blocs de pixels considérés localement pour l'estimation de décalages a été de  $6 \times 6$  (soit  $6 \times 6 \text{ mm}^2$ ), ce qui correspond approximativement à une période du motif de marquage dans les images par RM considérées. Du point de vue de l'utilisation de la phase, une taille de bloc plus faible que la période du marquage ne serait évidemment pas un choix judicieux. Compte tenu de l'épaisseur du myocarde et du faible mouvement entre deux images consécutives, une taille plus importante (par exemple l'équivalent de deux périodes), pénaliserait la résolution spatiale des cartes de mouvements estimées.

##### 4.1. Illustration de l'estimation de décalages 2D

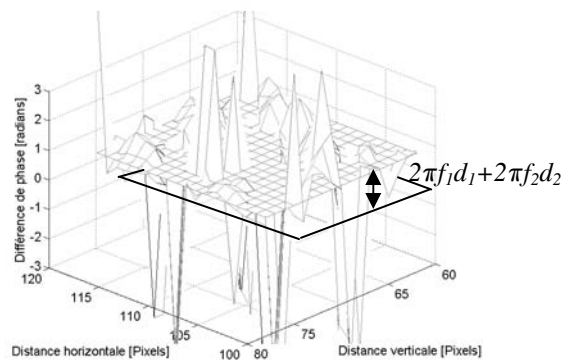
Nous montrons d'abord comment une translation rigide 2-D dans le domaine spatial se traduit sur la phase. Pour illustrer, nous montrons uniquement les phases obtenues en utilisant le premier quadrant dans le domaine de Fourier. Pour cela, nous imposons à un bloc issu d'une image par RM marquée (noté  $s_1(x,y)$ , voir figure 1(b)) une translation rigide  $d_1$  (0,7 pixels) dans la direction horizontale et  $d_2$  (0,6 pixels) dans la direction verticale. Nous notons par  $s_2(x,y)$  le bloc ainsi obtenu. Nous calculons pour  $s_2$ , de la même manière que pour le bloc  $s_1$ , une image complexe en gardant le premier quadrant de l'espace de Fourier. Les deux images de phase résultantes, ainsi que deux profils axiaux et latéraux sont montrés sur la figure 6(a).

La figure 6(b) montre la différence entre les deux phases. Nous observons que cette différence de phase est quasi constante sur la plupart de son domaine de définition, sauf pour un nombre limité de points. Ces points correspondent aux sauts de phases (de l'une des deux phases) et peuvent facilement être éliminés par seuillage. Sous l'hypothèse de petits décalages (plus petits que la demi-période des oscillations liée au marquage tissulaire), un seuil de  $\pi$  garantit l'élimination de toutes ces valeurs liées aux sauts de phase.

La figure 6(b) illustre également l'équation (6), qui représente une des deux équations linéaires permettant d'estimer les décalages  $d_1$  et  $d_2$ .



(a)



(b)

Figure 6. Images de phases et profils correspondant aux traits en pointillés obtenus à partir de deux signaux décalés dans l'espace, (b) différence des deux phases montrées en (a) et illustration de la valeur moyenne de cette différence de phase, après seuillage à la valeur  $\pi$  par rapport au plan d'origine  $d\phi_1(x, y) = 0$

#### 4.2. Données de simulation

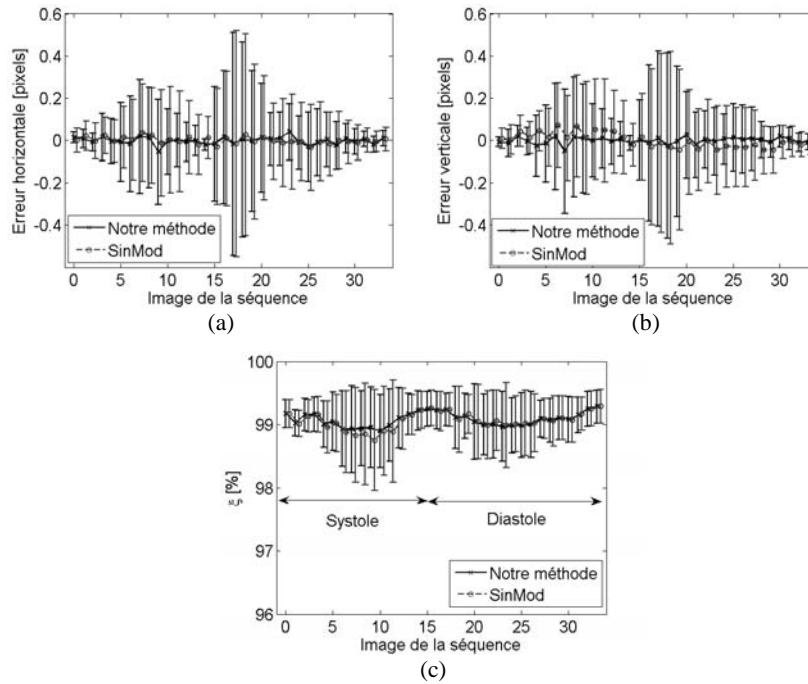


Figure 7. Valeurs moyennes et écarts types de l'erreur absolue du vecteur déplacement sur la simulation (a) composante horizontale, (b) composante verticale et (c) critère de recalage (moyennes et écarts types) obtenu avec les deux méthodes au cours de la séquence

Dans cette section nous montrons les performances de notre méthode sur un cas de simulation et par comparaison avec la méthode appelée SinMod en (Arts *et al.*, 2010). A partir d'une image par RM marquée expérimentale, nous avons construit une séquence d'images réaliste correspondant à un cycle cardiaque (15 images pour la systole et 20 images pour la diastole) à l'aide du logiciel de simulation ASSESS (Clarysse *et al.*, 2011). Le mouvement imposé est régi par un modèle 2-D simulant le battement du cœur (épaississement myocardique, rotation horaire) (Clarysse *et al.*, 2000). Le rapport signal à bruit dans les images simulées a été fixé à 20 dB. Le bruit considéré a été un bruit gaussien de moyenne nulle. Dans les cas de la simulation nous disposons du vrai déplacement, ce qui nous permet de comparer les résultats des deux méthodes par une erreur absolue, calculée pour chacune des composantes du mouvement (horizontal et vertical) et pour chaque paire d'images consécutives. Comme dans le cas expérimental nous n'avons pas accès au vrai déplacement, nous utilisons également un autre critère pour quantifier la précision des estimations et pour comparer notre méthode avec la méthode SinMod. Ainsi, pour une paire

d'images consécutives ( $i_1, i_2$ ), une fois le champ dense de mouvement estimé, nous recalons l'image  $i_2$  en tenant compte du champ estimé et en utilisant une interpolation bilinéaire. Nous trouvons ainsi une image  $\hat{i}_1$  qui est une approximation de l'image  $i_1$ . Le critère, noté  $\xi$ , représente une carte de coefficients de corrélation normalisés calculés bloc à bloc entre les images  $i_1$  et  $\hat{i}_1$ . Pour une estimation du mouvement sans erreur,  $\xi$  vaut 100 % pour tout  $(x, y)$ . Les résultats au cours du cycle cardiaque sont donnés sur la figure 7.

Nous pouvons observer sur la figure 7 que les erreurs moyennes sont très faibles et équivalentes entre les deux méthodes. Cependant, les écarts types des erreurs absolues sont plus faibles avec notre méthode qu'avec la méthode SinMod. En moyenne sur la séquence, les écarts types sont diminués de 15 %. Comme le montrent les figures 7(a) et 7(b), les erreurs sont subpixeliques pour tout le cycle cardiaque. La figure 8 montre des cartes d'erreurs en pixels, pour deux couples d'images, lors de la phase de systole et respectivement diastole. Les erreurs sont données uniquement dans le myocarde, où le mouvement a été imposé avec le simulateur ASSESS.

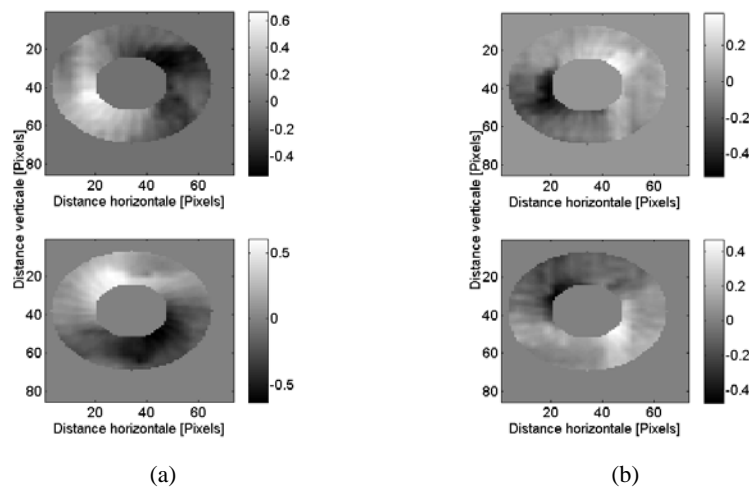


Figure 8. Cartes d'erreurs en pixels (en haut horizontale et en bas verticale) pour les couples d'images (a) 7 (milieu de la systole) et (b) 25 (milieu de la diastole)

### 4.3. Données expérimentales

#### 4.3.1. Sujet sain

Nous avons également testé les performances de notre méthode sur des images par RM réelles d'un sujet sain. Nous donnons sur la figure 9 les résultats obtenus sur une séquence de 37 images (acquisition TrueFisp sur imageur Siemens-Avento 1.5T, marquage à 45°, matrice 256×256, résolution 1,06mm<sup>2</sup>) avec notre méthode et la méthode SinMod, au sens du critère  $\xi$  (moyennes et écarts types).

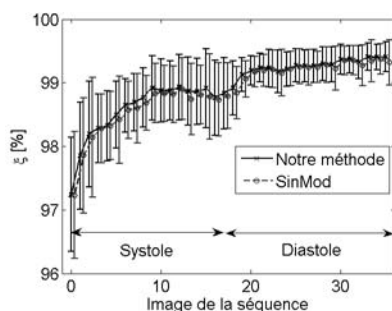


Figure 9. Comparaison des résultats d'estimation du mouvement au cours de la séquence avec notre méthode et la méthode SinMod sur les données d'un sujet sain

Comme dans le cas de la simulation, nous observons sur la figure 9 que les écarts types et les moyennes du critère  $\xi$  obtenus avec notre méthode sont généralement plus faibles qu'avec la méthode SinMod. Nous obtenons une diminution moyenne des écarts types d'approximativement 10 %. Nous observons également que le critère  $\xi$  augmente au fil de la séquence. Cela ne s'explique pas par une amélioration de la précision de l'estimation, mais par l'atténuation du marquage magnétique tissulaire au cours du temps qui influence les résultats du critère basé sur le recalage des images.

#### 4.3.2. Cas pathologique

Dans cette section, nous montrons comment l'estimation de trajectoires de mouvement (détaillée en 3.2) peut renseigner sur la présence d'une anomalie du mouvement cardiaque. Pour cela, nous considérons une séquence clinique, acquise en écho de gradient avec un motif de marquage en grille à 45° sur un patient présentant un infarctus antérieur consécutif à l'occlusion/reperfusion de l'IVA (artère interventriculaire antérieure). La séquence a été acquise deux jours après la reperfusion en utilisant un imageur Siemens Avento 1.5T (espacement du marquage de 6 mm, résolution temporelle de 30 ms et spatiale de 1mm<sup>2</sup>).

Sur la figure 10(a, b), l'œdème tissulaire (zone à risque) et l'infarctus aigu sont mis en évidence sur deux images extraites d'une séquence pondérée en T2 et d'une



séquence post – Gadolinium (post – GD IR), respectivement. Les quatre blocs blancs reportés sur les trois images seront pris en compte pour l’estimation des trajectoires. Les trois séquences (T2, post– GD IR et marquée) ont été acquises sur le même patient.

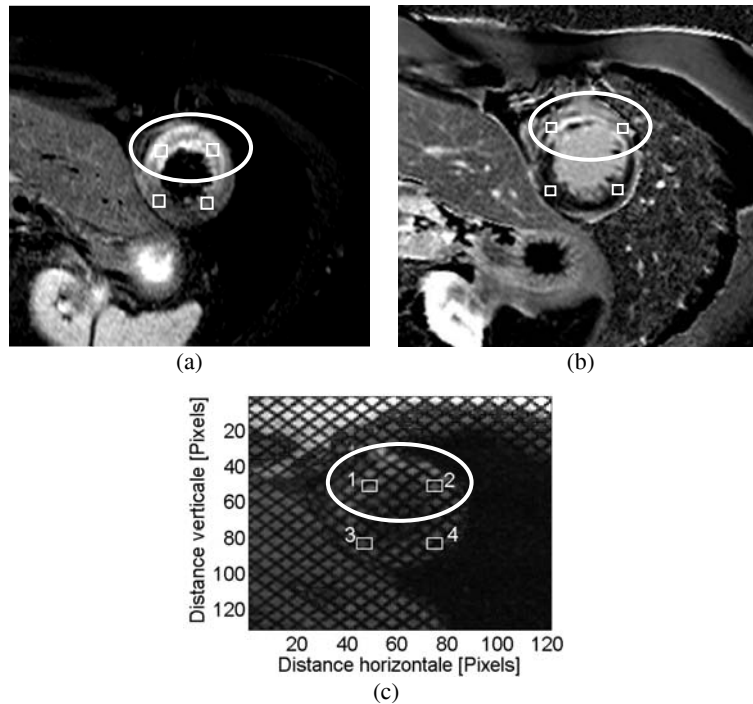
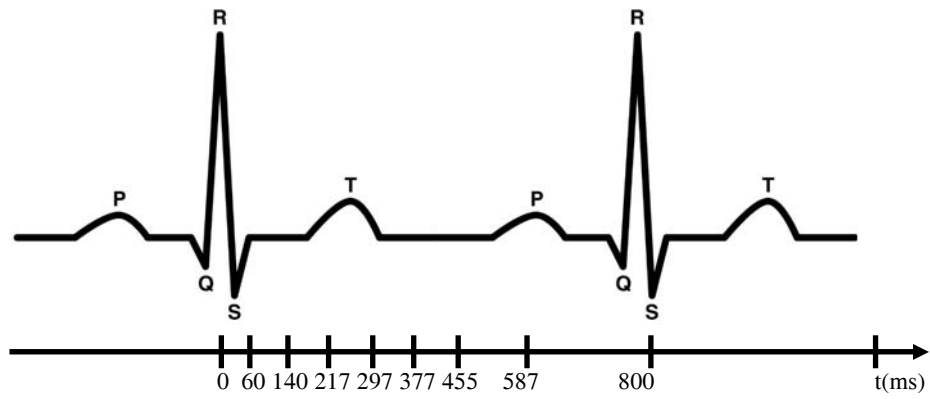
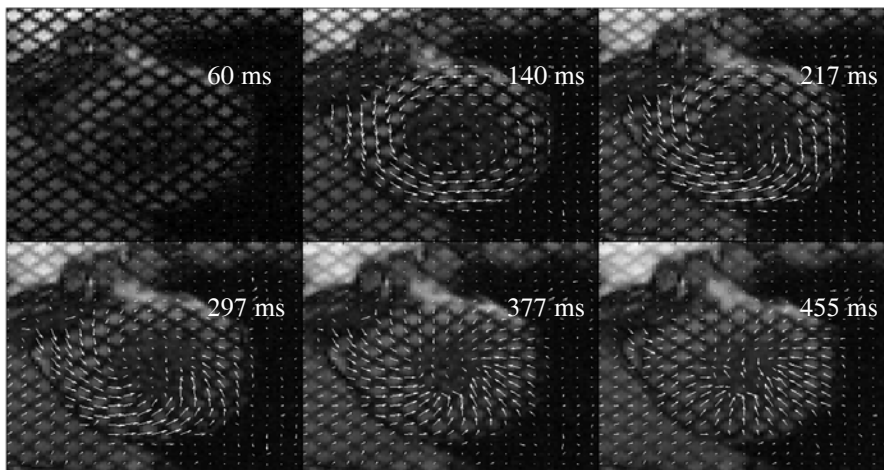


Figure 10. Image extraite d’une séquence T2-w, mettant en évidence la zone à risque (en hyper signal et entourée en blanc) (a), image extraite d’une séquence post-GD IR mettant en évidence l’infarctus (en hyper signal) (b), image par RM marquée extraite de la séquence utilisée pour l’estimation des trajectoires de mouvement (c)

La figure 11(a) montre de manière schématique un ECG correspondant à deux cycles cardiaques de 800 ms. La séquence d’images acquise comporte 21 images. La première image correspond à l’instant 60 ms du cycle cardiaque, et la dernière à l’instant 587 ms. Les autres instants reportés sur l’ECG correspondent aux images montrées sur la figure 11(b). La figure 11(b) montre les vecteurs de mouvement estimés avec la méthode proposée au cours du cycle cardiaque. Les estimations sont réalisées par rapport à la première image de la séquence, en utilisant le processus décrit en figure 5. Nous pouvons observer que l’amplitude du mouvement est plus faible dans la zone à risque mise en évidence sur la figure 10. Cette différence d’amplitude de mouvement sera davantage visible sur les trajectoires estimées.



(a)



(b)

Figure 11. (a) ECG représentant schématiquement deux cycles cardiaques (onde P, complexe QRS et onde T) et mettant en évidence les images de la séquences montrées sur la (b), (b) Vecteurs de mouvement estimés au cours du cycle cardiaque par rapport à la première image de la séquence

Sur la figure 10(c), quatre rectangles sont superposés à l'image par RM marquée (deux -1 et 2- dans la zone pathologique et deux -3 et 4- dans la zone saine du myocarde). Sur la figure 12, nous montrons les trajectoires estimées pour ces quatre blocs. Nous remarquons ainsi que la forme de ces trajectoires est très différente suivant que l'on se trouve dans une région saine ou à risque. Les quatre trajectoires

mettent également en évidence une différence d'amplitude de mouvement entre les régions saines et pathologiques. Nous observons que l'amplitude du mouvement sur le cycle cardiaque est 2 à 3 fois plus faible pour les régions à risque que pour les régions normales. Ceci s'explique par le fait que ces régions subissent moins de déformation au cours du cycle cardiaque. Les trajectoires ne sont pas fermées du fait que la séquence d'images ne couvre pas entièrement le cycle cardiaque.

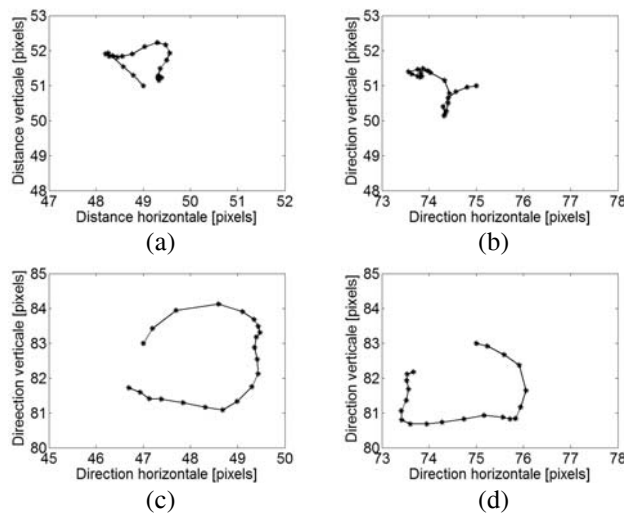


Figure 12. Trajectoires de mouvement des quatre blocs représentés sur la figure 10(c). Les trajectoires (a) et (b) correspondent aux deux blocs (1 et 2) pris dans la région à risque, alors que les trajectoires (c) et (d) correspondent à la région non atteinte par l'infarctus (blocs 3 et 4 sur l'image de la figure 10(c))

## 5. Conclusion

Nous avons proposé une méthode d'estimation de mouvement dans des séquences d'images utilisant la phase des signaux analytiques 2-D. Celle-ci est appliquée à l'analyse du mouvement cardiaque sur des images par RM marquées. Premièrement, les performances de la méthode sur des paires d'images ont été montrées et comparées à une autre méthode proposée dans la littérature. Elle conduit à une réduction de la dispersion de l'erreur. Deuxièmement, la possibilité de discriminer les régions présentant une anomalie du mouvement du myocarde en utilisant les trajectoires de mouvement construites à partir de notre méthode est testée sur un cas clinique. Ce premier résultat montre que les trajectoires de mouvement sont potentiellement un bon indicateur d'anomalies du mouvement cardiaque, anomalies exprimées dans plusieurs pathologies du cœur.

## Bibliographie

- Arts T., Prinzen F.W., Delhaas T., Milles J., Clarysse P. (2010). Mapping displacement and deformation of the heart with local sine wave modeling. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 29, n° 5, p. 1114-1123.
- Axel L., Dougherty L. (1989). MR imaging of motion with spatial modulation of magnetization. *Radiology*, vol. 171, p. 841-5.
- Basarab A., Liebgott H., Morestin F., Lyshchik A., Higashi T., Asato R., Delachartre P. (2008). A method for vector displacement estimation with ultrasound images and its application for thyroid nodular disease. *Medical Image Analysis*, vol. 12, n° 3, p. 259-274.
- Bulow T., Sommer G. (2001). Hypercomplex signals-a novel extension of the analytic signal to the multidimensional case. *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 49, n° 11, p. 2844-2852.
- Clarysse P., Tafazzoli J., Delachartre P., Croisille P. (2011). Simulation based evaluation of cardiac motion estimation methods in tagged-MR Image sequences. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, vol. 13, n° Suppl 1, p. P360.
- Clarysse P., Basset C., Khouas L., Croisille P., Friboulet D., Odet C., Magnin I.E. (2000). 2D spatial and temporal displacement field fitting from cardiac MR tagging. *Medical Image Analysis*, vol. 3, p. 253-268.
- Felsberg M. (2006). Optical flow estimation from monogenic phase. *International Workshop on Complex Motion*, 3417:1.
- Felsberg M., Sommer G. (2001). The monogenic Signal. *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 49, p. 3136.
- Hahn S. L. (1992). Multidimensional complex signals with single-orthant spectra, *Proceedings of the IEEE*, vol. 80, n° 8, p. 1287-1300.
- Osman N.F., Prince J.L. (2000). Visualizing myocardial function using HARP MRI. *Phys. Med. Biol.*, vol. 45, p. 1665-1682.
- Petitjean C., Rougon N., Cluzel P. (2005). Assessment of myocardial function: A review of quantification methods and results using tagged MRI. *J. Cardiovasc. Magn. Reson.*, vol.7, p. 501-516.
- Zerhouni E.A., Parish D.M., Rogers W.J., Yang A., Shapiro E.P. (1988). Human heart: tagging with MR imaging - A method for noninvasive assessment of myocardial motion. *Radiology*, vol. 169, p. 59-63.

**Adrian Basarab** a obtenu un Master recherche en 2005 et un doctorat en 2008 en traitement du signal et de l'image à l'INSA de Lyon. Il est Maître de Conférences depuis 2009 à l'Université Paul Sabatier Toulouse 3 et à l'Institut de Recherche en Informatique de Toulouse. Ses travaux de recherche portent sur l'imagerie médicale, et plus particulièrement sur l'estimation du mouvement, les problèmes inverses et la formation d'images en imagerie ultrasonore.

**Patrick Clarysse** a obtenu un DEA en 1987 et un doctorat en 1991 en Automatique et Informatique Industrielle à l'Université des Sciences et Technologies de Lille 1. Depuis 1992, il est chercheur CNRS au laboratoire CREATIS à Lyon. Ses activités de recherche portent sur l'analyse d'images médicales et la modélisation appliquée à l'imagerie du cœur et du thorax.

**Theo Arts** a obtenu un Master of Electronic Engineering en 1970 et un doctorat en sciences médicales en 1978 à l'Université de Maastricht, Pays Bas. Il est professeur en Modélisation des Systèmes Biologiques au Cardiovascular Research Institute, Université de Maastricht. Ses recherches portent sur l'étude de la mécanique du cœur, la modélisation de la circulation corporelle incluant l'adaptation de la géométrie des vaisseaux et du cœur aux contraintes mécaniques.

**Christian Cachard** est Ingénieur en Génie Electrique de l'ENSAI Strasbourg (1979) et a obtenu le grade de docteur de l'INSA Lyon en 1988 pour des travaux de traitement du signal en acoustique sous-marine. Il est Professeur des universités depuis 1998 à l'Université Lyon 1 et au laboratoire CREATIS, UMR CNRS 5520 et Inserm U1044. Ses domaines de recherche sont centrés sur le traitement du signal ultrasonore en échographie, avec des travaux sur la caractérisation des agents de contraste ultrasonores et les modes d'imagerie dédiés à ces agents de contraste, ainsi que la détection et la localisation temps réel de micro-outils d'intervention par échographie 3D.

**Pierre Croisille** a obtenu un DEA en 1991 et un Doctorat en 1998 en Génie Biologique et Médical à l'Université Claude Bernard Lyon 1. Professeur des Universités - Praticien Hospitalier à l'Université Jean Monnet (Saint-Etienne), il est depuis Janvier 2012 Directeur Adjoint du Laboratoire CREATIS à Lyon. Ses activités de recherche sont centrées sur l'application des méthodes d'estimation de mouvement et le développement de l'imagerie de diffusion cardiaque. Il est par ailleurs impliqué dans des études expérimentales et en recherche clinique dans le domaine de l'ischémie-reperfusion.

**Philippe Delachartre** a obtenu un DEA en 1990 et un doctorat en 1994 en traitement des signaux et images acoustique de l'INSA Lyon. Maître de conférences en traitement du signal depuis 1995, il mène ses activités d'enseignement au département Génie Electrique de l'INSA Lyon et ses activités de recherche à CREATIS. Ses activités de recherche sont centrées sur la modélisation de la formation de l'image ultrasonore et l'estimation des descripteurs de l'image appliquée à l'imagerie échographique médicale.

