



HAL
open science

Intération du modèle du signal IRM pour la correction du mouvement et segmentation d'images automatisée : application à la thermométrie cardiaque

Aurelie Emilien

► **To cite this version:**

Aurelie Emilien. Intération du modèle du signal IRM pour la correction du mouvement et segmentation d'images automatisée : application à la thermométrie cardiaque. Informatique. Université de Bordeaux, 2014. Français. NNT : 2014BORD0308 . tel-01158642

HAL Id: tel-01158642

<https://theses.hal.science/tel-01158642>

Submitted on 1 Jun 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE PRÉSENTÉE
POUR OBTENIR LE GRADE DE
DOCTEUR DE
L'UNIVERSITÉ DE BORDEAUX

ÉCOLE DOCTORALE
SPÉCIALITÉ INFORMATIQUE

Par Aurélie EMILIEN

**Intégration du modèle du signal pour la correction du
mouvement et segmentation d'images automatisée pour la
thermométrie Cardiaque**

Sous la direction de : Jenny BENOIS-PINEAU
(co-directeur : Pascal DESBARATS)

Soutenue le 15 Décembre 2014

Membres du jury :

M. JOLY, Philippe	Professeur université de Toulouse	Rapporteur
M. DEBREUVE, Éric	Chargé de recherche CNRS	Rapporteur
M. QUESSON, Bruno	Directeur de recherche CNRS	Examineur
M. BARILLOT, Christian	Directeur de recherche CNRS	Examineur
Mme BENOIS PINEAU, Jenny	Professeur université de Bordeaux	Encadrante
M. DESBARATS, Pascal	Professeur université de Bordeaux	Co-Encadrant

Titre : Intégration du modèle du signal IRM pour la correction du mouvement et segmentation d'images automatisée : Application à la thermométrie cardiaque

Résumé :

Les travaux présentés dans ce manuscrit s'inscrivent dans un projet de thermométrie cardiaque par IRM. L'objectif de cette approche est de monitorer en temps réel le traitement des arythmies cardiaques par ablation thermique. Dans la chaîne de traitement utilisée, des méthodes de recalage d'images doivent être implémentées afin d'assurer un suivi exploitable de l'ablation. En effet, les mouvements des différents organes localisés dans la (les) coupe(s) d'imagerie ont un impact sur la précision de la thermométrie IRM. Les méthodes d'estimation de mouvement doivent cependant être robustes aux différents artefacts (faible SNR, flux sanguin dans les cavités cardiaques, etc.) et utilisables en pseudo temps réel (10 images/seconde). Les travaux présentés dans ce manuscrit se concentrent sur la robustesse des méthodes de recalage d'images. Tout d'abord, le bruit inhérent aux images IRM a été intégré à l'estimation de mouvement. Ceci permet de pondérer localement les voxels de l'image dans le calcul du déplacement. Ensuite, une annulation numérique du signal chaotique du sang à l'intérieur du ventricule gauche est proposée via une segmentation semi-automatique de celui-ci à base de modèle déformable. Un nouveau terme, issu de la probabilité d'appartenir à ce ventricule, a été ajouté dans l'algorithme de contour actif. Les méthodes proposées apportent une amélioration de la qualité de l'estimation du mouvement. Elles sont adaptées à la chaîne de traitement de thermométrie afin de les rendre automatiques dans la phase d'ablation thermique de la procédure. De plus, ces méthodes répondent aux contraintes de temps réel de la thermométrie IRM.

Mots clés : Estimation de mouvement robuste, Segmentation, Thermométrie, Imagerie par Résonance Magnétique

Title: MRI signal model integration for the motion correction and automated images segmentation: Application to cardiac thermometry

Abstract:

The works presented in the manuscript are incorporated within the framework of cardiac MR thermometry. The aim of this approach is to monitor in real time the treatment of arrhythmias by thermal ablation. In the pipeline used in thermometry, image registration methods have to

be inserted to ensure a reliable monitoring of the treatment. Indeed, motions of the different organs present in the acquisition slices have an impact on the accuracy of the MR thermometry. Furthermore, image registration has to be robust to artefacts (low SNR, blood flow in the heart cavities...) and has to be used in real time (10 images/second). The works presented in this manuscript focus on the robustness of the image registration methods. First, the MR images inherent noise is integrated to the motion estimation. It enables the local weighting of the image's voxels in the computing of the displacement. Then, a numerical cancellation of the chaotic blood flow signal within the left ventricle through a semi-automatic segmentation is proposed. A new term based on the probability to belong to this ventricle is added to the active contour algorithm. The proposed methods improved the quality of the motion estimation. They are adapted to the thermometry pipeline to make them automatic in the thermal ablation phase of the procedure. They are also compatible with the real-time aspect of MR thermometry.

Keywords: Robust motion estimation, Segmentation, MR thermometry, Magnetic Resonance Imaging

LaBRI

Laboratoire Bordelais de Recherche en Informatique,
Unité Mixte de Recherche CNRS (UMR 5800)
351 Cours de la Libération 33400 Talence

Table des matières

Introduction	1
I. Problématique	4
1. Ablation thermique comme traitement des arythmies cardiaques.....	4
1.1. Les arythmies cardiaques	4
1.2. Ablation thermique	5
2. Thermométrie par IRM.....	5
2.1. Acquisition	6
2.2. Reconstruction du signal dans le domaine spatial	9
2.3. Thermométrie par IRM.....	11
2.4. Notion de dose thermique	12
3. Thermométrie cardiaque	13
3.1. Objectifs.....	13
3.2. Développement.....	13
4. Prise en compte du mouvement des organes en thermométrie par IRM	14
4.1. Mouvements inter- et intra- coupe.....	14
4.2. Artefacts de susceptibilité magnétiques générés par le mouvement des organes	17
4.3. Suivi du signal au cours du temps	20
4.4. Chaîne de traitement de thermométrie par IRM en temps réel.....	20
II. Méthodes d'estimation de mouvement et caractérisation des images IRM à traiter	23
5. Estimation de mouvement en IRM.....	23
5.1. Type et domaine de la transformation.....	24
5.2. Nature de la base de recalage	25
6. Algorithmes de flot optique	27
6.1. Les bases communes	28
6.2. Les estimateurs robustes.....	31
7. Distribution du signal en IRM	34
7.1. Distribution du signal avec une reconstruction multicanaux.....	34
7.2. Distribution du bruit en imagerie parallèle GRAPPA.....	35
III. Estimation robuste de mouvement de manière adaptative à l'image	38
8. Estimation robuste du mouvement : méthode de Black et Anandan.....	38

9. Adaptation automatique de l'estimation de mouvement à la distribution du signal de module	39
9.1. Calcul de la distribution du signal d'erreur entre deux images.....	40
9.2. Définition des valeurs de seuil entre mesures cohérentes et mesures aberrantes.....	46
10. Architecture de l'algorithme d'estimation de mouvement pour application au temps réel.....	49
10.1. Insertion du calcul des cartes de paramètres de contrôle.....	49
10.2. Schéma en deux étapes : Estimation de mouvement global suivi de l'estimation du mouvement résiduel	50
11. Méthodes de validation	53
11.1. Jeux de données expérimentales	53
11.2. Méthodes d'estimation de mouvement comparatives.....	58
12. Résultats	59
12.1. Validation du calcul de la distribution du signal d'erreur entre deux images.....	59
12.2. Qualité de l'estimation de mouvement	62
Conclusion	73
IV. Segmentation du ventricule gauche	74
13. Problème du signal du sang dans les cavités cardiaques.....	74
13.1. Limites de l'approche d'annulation du signal du sang dans les cavités cardiaques par utilisation de bandes de saturation.....	74
13.2. Annulation numérique du signal du sang dans le ventricule gauche par segmentation	75
14. Segmentation en IRM cardiaque.....	75
14.1. Etat de l'art.....	75
14.2. Segmentation par contour actif	78
15. Ajout d'un terme issu de la distribution du signal en IRM.....	82
15.1. Carte de probabilité sur l'image courante	83
15.2. Carte de probabilité sur la différence entre l'image courante et l'image correspondante de l'atlas	85
15.3. Couplage des deux cartes.....	86
16. Propagation temporelle de la segmentation	90
16.1. Propagation de la segmentation par utilisation de l'estimation de mouvement	91
16.2. Gestion des erreurs de segmentation au cours du temps	98
17. Méthodes de validation	100
17.1. Jeu de données <i>in vivo</i>	100
17.2. Implémentation.....	100
17.3. Méthodes comparatives.....	101

18. Résultats	102
18.1. Terme sur la probabilité	102
18.2. Résultats de la segmentation	106
18.3. Résultats de la compensation de mouvement.....	111
Conclusion	116
V. Conclusion Générale	117
19. Contributions.....	117
20. Perspectives.....	118
Publications	119
Communications.....	119
Bibliographie.....	120

Glossaire

IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
EPI	Echo Planar Imaging
RF	Radio Fréquence
ECG	Electrocardiogramme
GRAPPA	Generalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisition
RSB	Rapport Signal sur Bruit
PRF	Fréquence de Résonance du Proton
DT	Dose Thermique
EFO	Equation de Flot optique
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
χ -nc	Chi non centrée
χ -c	Chi centré
FDP	Fonction de densité de Probabilité
f	Fonction de densité de probabilité de la distribution chi non centrée
s	Signal sous-jacent
o	Signal observé
L	Nombre d'antennes
σ	Paramètre de distribution
I	Image de module
φ	Image de phase
I_x	Dérivée partielle de l'image I par rapport à l'axe x
I_y	Dérivée partielle de l'image I par rapport à l'axe y
I_t	Dérivée temporelle de l'image I
I_{ref}	Image de référence
p	Jeu de coordonnées d'un pixel
$I(p)$	Intensité de l'image au pixel p
g	Fonction de densité de probabilité de l'erreur de compensation de mouvement
\bar{x}	Moyenne de x
P_v	Carte de probabilité d'appartenir au ventricule gauche
P_{diff}	Carte de probabilité sur la différence entre une image courante et son image correspondante dans l'atlas
C_i	Jeu de points de la segmentation de l'image i
C_i^{vt}	Jeu de points de la segmentation de la vérité terrain de l'image i

Les abréviations définies dans le glossaire sont soulignées dans le manuscrit.

Introduction

Cette thèse a été réalisée au Laboratoire Bordelais de Recherche en Informatique (LaBRI, UMR 5800 CNRS-Université de Bordeaux) et l'Institut Polytechnique de Bordeaux (IPB). Elle a été financée par l'Agence Nationale de la Recherche via le projet ANR-TACIT (programme Tecsan 2011) en collaboration avec l'Institut Hospitalo-Universitaire LIRYC (L'Institut de RYthmologie et modélisation Cardiaque) et le Centre de Recherche Cardio-thoracique de Bordeaux (INSERM U1045).

Contexte :

Les travaux présentés dans ce manuscrit s'inscrivent dans le projet de Thermométrie cardiaque par Imagerie de Résonance Magnétique (IRM). L'objectif de cette approche est de monitorer en temps réel le traitement des arythmies cardiaques par ablation thermique. Cette dernière est généralement effectuée avec un cathéter radiofréquence (RF) amené au contact du cœur et consiste à brûler les zones arythmogènes du muscle cardiaque à l'aide d'une élévation de température locale. La thermométrie permet de calculer la dose thermique accumulée au cours de la procédure et de définir un seuil au-delà duquel le tissu est considéré comme traité. Actuellement, le traitement est réalisé en clinique sans monitoring de la distribution spatiale de la température tissulaire, ce qui se traduit par des traitements incomplets, notamment dans les régions où le myocarde est assez épais (1 cm). Cette supervision par thermométrie IRM de l'ablation thermique pourrait permettre d'améliorer l'efficacité de la procédure et d'adapter les protocoles d'ablation en fonction des caractéristiques tissulaires (épaisseur du myocarde, perfusion, flux dans les cavités, ...).

L'IRM est une modalité d'imagerie permettant de mesurer la température d'une (ou de plusieurs) coupe(s) dans n'importe quelle orientation de l'espace, et ce de manière non invasive. Plusieurs paramètres influant les contrastes des images varient avec la température (temps de relaxations longitudinale T1 et transversale T2, coefficient de diffusion des molécules d'eau, fréquence de résonance des protons de l'eau (PRF),...) et peuvent donc être exploités pour mesurer des variations locales de température. La méthode PRF est la plus utilisée et encode l'information de température dans la phase de l'image complexe acquise par l'IRM. Cette méthode est utilisée sur des organes fixes ou peu mobiles (cerveau, muscle, fibrome utérin) et de récents travaux de recherche ont montré la possibilité de l'appliquer sur des organes abdominaux (foie, rein), en ayant recours à des techniques d'imageries rapide (imagerie parallèle, Echo Planar Imaging (EPI),...) associées à un traitement d'images en temps réel.

Problématique :

Les mouvements des différents organes localisés dans la (les) coupe(s) d'acquisition sont visibles dans la séquence d'images utilisée en thermométrie cardiaque et ont un impact sur la précision de la thermométrie IRM. Le choix d'une technique d'acquisition plus rapide que le mouvement ou synchronisée sur les signaux physiologiques permet d'atténuer les artefacts intra-coupe, mais les mouvements inter-coupes restent problématiques et doivent être corrigés

pour permettre d'obtenir une thermométrie exploitable (incertitude sur la mesure de température inférieure ou égale à 2°C) et un calcul de dose thermique correct.

Pour cela, des méthodes d'estimation du mouvement doivent être insérées dans le pipeline de traitement des images, tout en assurant une bonne précision de la thermométrie, une robustesse aux artefacts (faible SNR, flux sanguin dans les cavités cardiaques,...) et un temps de calcul suffisamment rapide pour garantir une visualisation en temps réel (cadence de 10 images/seconde). Le recalage des images acquises durant le chauffage sur une image de référence déterminée au début de la procédure peut être estimé sous forme d'un champ de déplacement. Celui-ci est ensuite appliqué aux cartes de température obtenues à partir des images de phase afin de les recalculer en temps réel à une position de référence unique.

Les travaux présentés dans ce manuscrit se concentrent sur l'amélioration de la robustesse des méthodes d'estimation de mouvement sur les images IRM pour la thermométrie cardiaque.

Plan du manuscrit :

Ce manuscrit est organisé de la manière suivante :

Chapitre 1

Après une rapide introduction au phénomène des arythmies cardiaques et aux différentes méthodes thérapeutiques existantes permettant de les traiter (ablation thermique RF), une introduction au signal en IRM est donnée. L'acquisition et la reconstruction de ce signal sont décrites pour des détecteurs mono ou multi canaux (imagerie parallèle). La thermométrie IRM appliquée à la problématique cardiaque est ensuite présentée. Une description des différents artefacts de mouvement présents sur les images IRM est donnée, ainsi que les différentes méthodes de la littérature connues afin de remédier à ceux-ci. Une fois toutes ces bases posées, la chaîne de traitement de thermométrie par IRM est expliquée.

Chapitre 2

Dans ce second chapitre, un état de l'art sur les différentes méthodes d'estimations de mouvement en IRM est donné. Les bases de la méthode de flot optique utilisée généralement en thermométrie sont décrites ainsi qu'une introduction aux estimateurs robustes, permettant d'améliorer la précision de l'estimation de mouvement. Pour finir, une description du modèle de distribution du signal et du bruit des images de module en IRM est donnée selon les méthodes d'acquisition et de reconstruction du signal. Celui-ci est utilisé dans les travaux effectués durant cette thèse afin d'améliorer la robustesse de l'estimation de mouvement.

Chapitre 3

Cette troisième partie présente une méthode développée pour obtenir une estimation robuste de mouvement intégrant la distribution du signal IRM et ce de manière automatique. Pour cela, la distribution de l'erreur de compensation de mouvement est estimée. Cette erreur provient de la différence entre les images en entrée de l'algorithme d'estimation du

mouvement. Un intervalle de confiance correspondant aux erreurs de compensation de mouvement attendues peut être déterminé à partir de la distribution des images IRM. Ceci permet de pondérer différemment les erreurs en fonction de leur appartenance ou non à cet intervalle de confiance.

Chapitre 4

Une méthode semi-automatique de segmentation du ventricule gauche est détaillée dans ce dernier chapitre. Le but est d'annuler numériquement le signal chaotique du flux sanguin et d'estimer l'apport ainsi engendré en termes d'estimation de mouvement. Un nouveau terme issu de la probabilité des pixels d'appartenir au ventricule gauche a été créé et inséré dans l'algorithme de contour actif. Une méthode de propagation de la segmentation par utilisation de la compensation de mouvement est de plus proposée afin de répondre aux besoins d'automatisme de la thermométrie en temps réel.

I. Problématique

1. Ablation thermique comme traitement des arythmies cardiaques

1.1. Les arythmies cardiaques

La contraction mécanique du cœur résulte d'une stimulation électrique se propageant dans le myocarde. Le front électrique part du nœud sinusal et chemine ensuite le long du muscle cardiaque (cf. Figure 1). Ceci entraîne une contraction synchrone des oreillettes puis des ventricules.

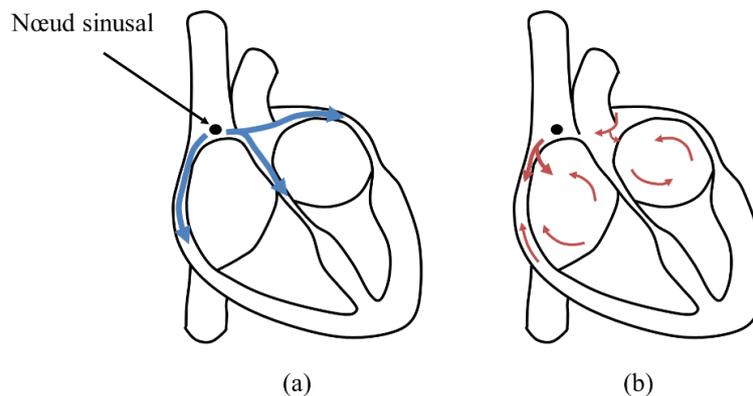


Figure 1 : Activité électrique induisant le battement cardiaque.

(a) représente l'activité électrique normale. (b) représente l'activité électrique lors d'arythmies.

Les arythmies sont des troubles du rythme cardiaque induits par une stimulation anormale du muscle cardiaque. Il existe plusieurs manifestations des troubles du rythme. Parmi celles-ci il y a la **bradycardie** (fréquence inférieure à 50 battements par minute), la **tachycardie** (fréquence supérieure à 100 battements par minutes) et les **fibrillations**. Ces dernières peuvent être « auriculaires », il y a alors un risque d'accident vasculaire cérébrale (AVC), ou « ventriculaires », ce qui peut provoquer des morts subites. Les arythmies résultent de :

- Problème d'excitabilité. Les impulsions électriques émises par le nœud sinusal peuvent être désordonnées. De plus des impulsions peuvent être générées dans d'autres régions du cœur et interférer avec le nœud sinusal.
- Troubles de la conduction électrique. La propagation du front électrique peut s'en retrouver ralentie voir bloquée.

Il existe, à ce jour, plusieurs traitements des arythmies cardiaques. Les deux principales méthodes sont :

- **La prise de médicaments anti-arythmiques.**

Ces derniers rétablissent un rythme cardiaque normal. Cependant la prise de ces médicaments peut s'accompagner d'effets secondaires importants.

- **La cardioversion.**

Cette méthode consiste à induire une décharge électrique au tissu cardiaque pour en changer l'impédance électrique. La cause de l'arythmie s'en retrouve ainsi supprimée.

- Dans 86% des cas un rythme cardiaque normal est retrouvé après la cardioversion.
- Le taux de réussite est de 94% si des médicaments anti-arythmiques ont été administrés avant de procéder à la cardioversion.
- Le succès à long terme est, pour 77% des cas, limité à la première année. De plus, des traitements additionnels sont nécessaires [1].

1.2. Ablation thermique

L'ablation thermique [2], [3] est utilisée pour le traitement clinique des arythmies cardiaques. Cette méthode consiste à induire une élévation de température suffisante pour provoquer une nécrose de coagulation dans les régions du myocarde provoquant la perturbation du front électrique. La mort cellulaire résultant de cette élévation de température rend la région considérée électriquement inactive au sein du tissu cardiaque.

Cette procédure est généralement effectuée par ablation radiofréquence via l'utilisation d'un cathéter amené au contact soit de l'endocarde par voie vasculaire soit de l'épicarde par voie trans-septale (passage du cathéter « à travers » le septum) [4], [5]. Le cathéter induit le passage d'un courant électrique à haute fréquence (0,5 MHz) à l'extrémité de l'électrode afin de provoquer un chauffage au niveau de la région ciblée. Cette méthode est mini-invasive. Cependant, pour 15 à 40% des patients traités avec cette procédure, celle-ci est inefficace. Ceci est majoritairement dû à un dépôt de température insuffisant lors de l'ablation des régions considérées. La lésion thermique induite n'est alors pas trans-murale (de l'endocarde à l'épicarde). La région reste électriquement active. Dans ce cas l'ablation doit être répétée.

Afin de pouvoir mieux superviser la procédure d'ablation en temps réel, une mesure de la température déposée au cours du temps sur la région considérée constituerait une valeur ajoutée importante. Ceci permettrait de visualiser en temps réel l'induction de la lésion et d'optimiser le geste thérapeutique. Pour cela, l'IRM peut être utilisée. Cette solution est notamment non-invasive.

2. Thermométrie par IRM

Dans cette partie, le principe de thermométrie par IRM est décrit.

Pour cela une rapide présentation de l'acquisition et de la reconstruction du signal en IRM est donnée. Ceci permettra ensuite de mieux décrire le principe de thermométrie avec l'utilisation de cette modalité d'imagerie.

2.1. Acquisition

2.1.1. Description du signal acquis par un canal

En IRM, le signal est acquis dans l'« espace k » (ou domaine de Fourier). Ce signal est un complexe, noté $s(k_x, k_y)$, où (k_x, k_y) sont les coordonnées du signal dans l'espace k. Ses parties réelle, $Re(k_x, k_y)$, et imaginaire, $Im(k_x, k_y)$, sont mesurées par l'antenne. Cependant la forme polaire de ce signal (module et phase) est le plus généralement utilisée (cf. Figure 2).

$$s(k_x, k_y) = Re(k_x, k_y) + i \cdot Im(k_x, k_y) = M(k_x, k_y)e^{i\varphi(k_x, k_y)}. \quad (I-1)$$

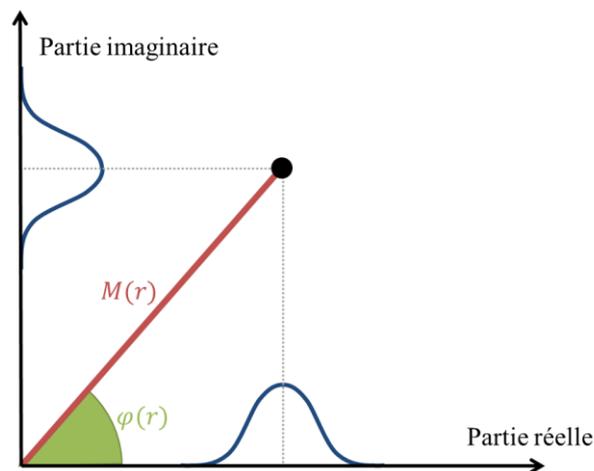


Figure 2 : Acquisition du signal en IRM.

Le point en noir est le signal acquis. Les gaussiennes en bleu sont les distributions des bruits ajoutés aux parties réelle et imaginaire. Le module et la phase correspondant au point acquis sont indiqués respectivement en rouge et en vert.

Lors de l'acquisition du signal complexe dans l'espace k, un bruit dit « d'acquisition » est ajouté à celui-ci (cf. Figure 2). Un bruit blanc gaussien, noté n_1 , est ajouté à la partie réelle du signal et un autre, noté n_2 , est ajouté à sa partie imaginaire. Ces deux variables aléatoires sont indépendantes et suivent une gaussienne de même déviation standard σ . Ainsi le signal acquis observé $o(k_x, k_y)$ s'écrit :

$$o(k_x, k_y) = Re(k_x, k_y) + n_1 + i \cdot [Im(k_x, k_y) + n_2]. \quad (I-2)$$

La mesure de o est répétée pour différentes valeurs de k_x et de k_y de manière à constituer l'ensemble des mesures nécessaires à l'obtention d'une image complexe après transformée de Fourier inverse du plan (k_x, k_y) .

2.1.2. Acquisition avec une antenne de surface multicanaux

L'antenne utilisée lors de l'acquisition comporte le plus souvent plusieurs canaux [6]. Ces derniers sont distribués sur la surface de l'antenne, comme schématisé en Figure 3. Pour chaque canal, un signal complexe, noté o_l , est récupéré. Ainsi, si l'antenne possède L canaux, le signal observé acquis pour chaque canal s'écrit :

$$o_l(k_x, k_y) = \text{Re}_l(k_x, k_y) + n_{1l} + i. [\text{Im}_l(k_x, k_y) + n_{2l}], \forall l \in \{1, \dots, L\}, \quad (\text{I-3})$$

où n_{1l} et n_{2l} sont les bruits blanc gaussien appliqués respectivement sur les parties réelle et imaginaire du signal acquis par le canal l . Comme présenté en Figure 3, la distribution du rapport signal sur bruit (RSB) varie spatialement pour chaque canal de l'antenne (cercles en pointillés). Le RSB est plus grand lorsque la région considérée est proche du canal, et il diminue en s'en éloignant. Ce principe permet d'associer une modulation de fréquence du signal (pour parcourir k_x et k_y) avec une modulation d'amplitude résultant de la position des canaux par rapport à la zone imagée. Ainsi, pour chaque canal, une carte de sensibilité peut être déterminée.

L'utilisation de plusieurs canaux permet d'avoir un signal de bonne qualité réparti sur toute la surface de l'antenne et d'exploiter les redondances d'informations obtenues par les mesures simultanées du même point (k_x, k_y) par les différents détecteurs (cf. § I.2.2.2).

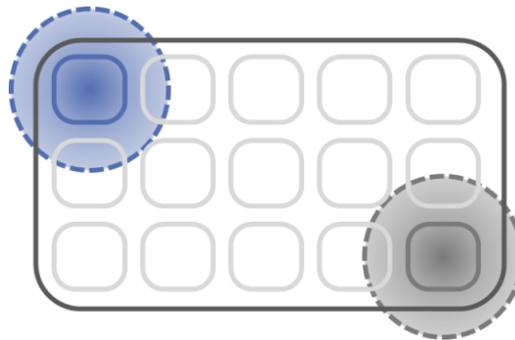


Figure 3 : Schéma d'une antenne multicanaux. Chaque canal récupère un signal plus important dans la région qu'il recouvre (cercles en pointillés).

2.1.3. Acquisition du signal en imagerie parallèle

L'imagerie parallèle se base sur le sous-échantillonnage de la matrice acquise lors de l'acquisition du plan de Fourier. En effet, au lieu d'acquérir l'ensemble des lignes de l'espace k , seules une partie de celles-ci sont récupérées.

Le facteur d'accélération correspond au nombre de lignes non-acquises. Si une ligne sur deux est acquise dans l'espace k , le facteur d'accélération est de 2. Si une ligne sur trois est acquise, le facteur d'accélération est de 3... etc.

L'application de cette méthode réduit le temps d'acquisition, ce qui permet notamment l'utilisation de l'IRM en temps réel. Cependant, ce sous-échantillonnage induit des artefacts qu'il est nécessaire de corriger pour obtenir une image de bonne qualité (cf. Figure 4) :

- Sous échantillonner la matrice acquise dans l'espace k suivant une direction (appelée encodage de phase) provoque un repliement de l'image dans le domaine spatial.
- Les dimensions de l'image reconstruite dans le domaine spatial sont égales à celles de la matrice acquise dans le domaine fréquentiel. Ainsi si, la moitié des lignes de l'espace k sont acquises, l'image finale s'en retrouve divisée par deux.

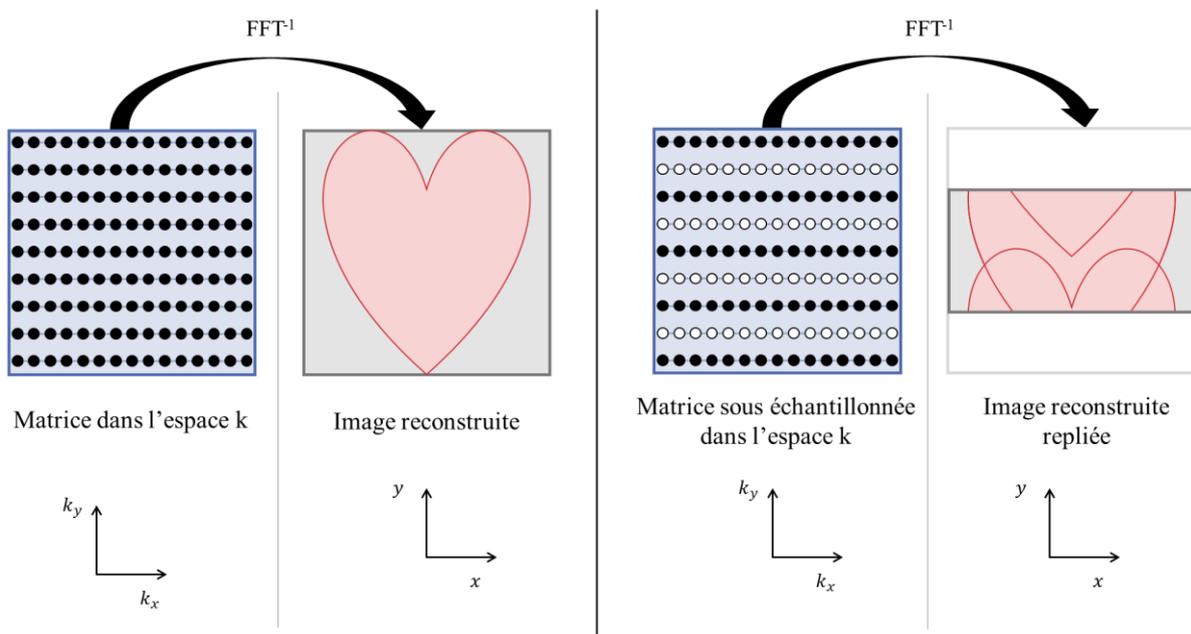


Figure 4 : Effets du sous-échantillonnage (facteur d'accélération égale à 2) de l'espace k sur l'image reconstruite.

2.2. Reconstruction du signal dans le domaine spatial

2.2.1. Reconstruction monocanal et multicanaux

Le signal complexe spatial obtenu par transformée de Fourier inverse donne lieu à deux genres d'images utilisées en IRM (cf. Figure 5) :

- **Images de module.**

Ces images représentent les données anatomiques du signal (telle que la position et la composition des tissus dans la coupe considérée). Un exemple d'une telle image est donnée en Figure 5.a, les différents organes présents dans la coupe d'acquisition sont visibles (le cœur est entouré en rouge, les poumons en vert, le foie en bleu et l'estomac en orange).

- **Images de phase.**

Cette information de phase n'est généralement pas utilisée car elle n'apporte (visuellement) pas d'informations sur la coupe d'imagerie (cf. Figure 5.b). Cependant, selon la séquence d'acquisition IRM, elle peut par exemple être proportionnelle à la PRF. Ceci est notamment une particularité sur laquelle se base la thermométrie.

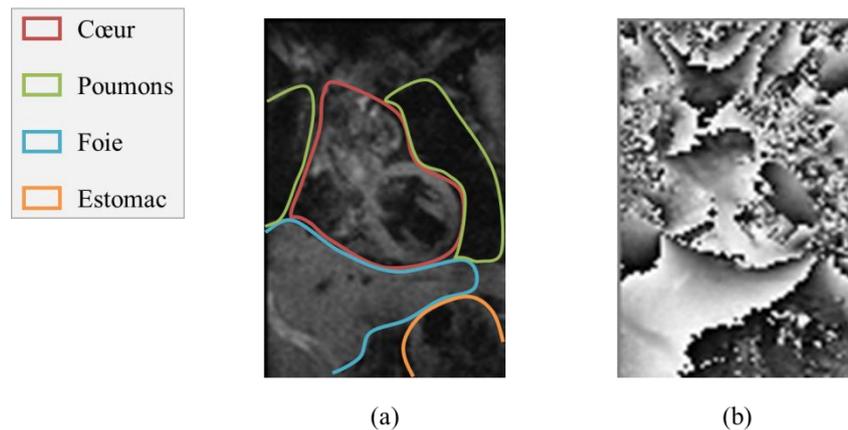


Figure 5: Exemples d'image de module (a) et de phase (b). Les différents organes sont entourés sur l'image de module.

Reconstruction multicanaux :

Lorsque une antenne de surface multicanaux est utilisée comme expliqué en § I.2.1.3, chaque canal acquiert une image complexe dans l'espace k . Ainsi avant de reconstruire les images de module et de phase, il est nécessaire de combiner les images acquises par chaque canal de l'antenne utilisée.

Les combinaisons des images de module peuvent se faire de deux manières différentes :

- Combinaison des images dans le **domaine fréquentiel** [6], [7].

Les données sont additionnées dans le domaine fréquentiel, puis la transformée de Fourier inverse est appliquée.

- Combinaison des images dans **le domaine spatial** [8].

Les images sont d'abord passées dans le domaine spatial par utilisation de la transformée de Fourier inverse. Ensuite les images de module issues de chaque canal l de l'antenne sont combinées via l'équation (I-4) :

$$M_R = \sqrt{\sum_{l=1}^L M_l^2}, \quad (\text{I-4})$$

où M_R est l'image de module après combinaison, M_l est l'image de module issue du canal l , L est le nombre total de canaux utilisés. Cette méthode s'appelle « **somme des carrés** ». Elle est la plus couramment utilisée.

Les combinaisons des images de phase peuvent aussi se faire suivant plusieurs stratégies [9]. Cependant, le travail présenté dans ce manuscrit se centrant sur les images de module, les méthodes de combinaisons des images de phase ne sont pas plus amplement détaillées.

2.2.2. Reconstruction parallèle

Le fait de sous-échantillonner l'espace k permet d'acquérir les images plus rapidement, il est néanmoins nécessaire d'effectuer une des deux opérations suivantes afin de reconstruire une image correcte :

- Estimer les lignes manquantes de l'espace k à partir des lignes acquises (exemples de méthodes SMASH [10], GRAPPA [11]).
- Déplier l'image reconstruite (exemple de méthode : SENSE [12]).

La plupart de ces méthodes se basent sur la connaissance des cartes de sensibilité des canaux composant l'antenne utilisée (cf. § I.2.1.2). Cependant la précision de ces cartes peut être altérée par plusieurs facteurs :

- Le bruit d'acquisition.
- Le mouvement du patient entre le moment de la calibration et de l'acquisition.
- Le mouvement de l'antenne entre le moment de la calibration et de l'acquisition.

2.2.3. Reconstruction parallèle GRAPPA

Des images reconstruites avec la méthode GRAPPA (Generalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisition) sont utilisées dans les travaux présentés dans ce manuscrit. Cette méthode est donc décrite ci-après.

La méthode de reconstruction GRAPPA est une généralisation des méthodes AUTO-SMASH [13] et VD-AUTO-SMASH [14]. En Figure 6 est donné un schéma explicatif du principe de la méthode GRAPPA. Cette dernière se base sur la reconstruction des lignes non-acquises de

l'espace k (lignes blanches sur la Figure 6). Le but est de déterminer un opérateur à appliquer aux lignes acquises (lignes noires sur la Figure 6) voisines afin d'estimer les lignes manquantes. Pour cela des lignes d'auto calibration (ligne bleu sur la Figure 6) sont acquises en plus de l'espace k sous-échantillonné, généralement au centre de l'espace k . La détermination de l'opérateur se fait par reconstruction de la ligne d'auto calibration (connue) avec les données des lignes acquises avoisinantes (connues).

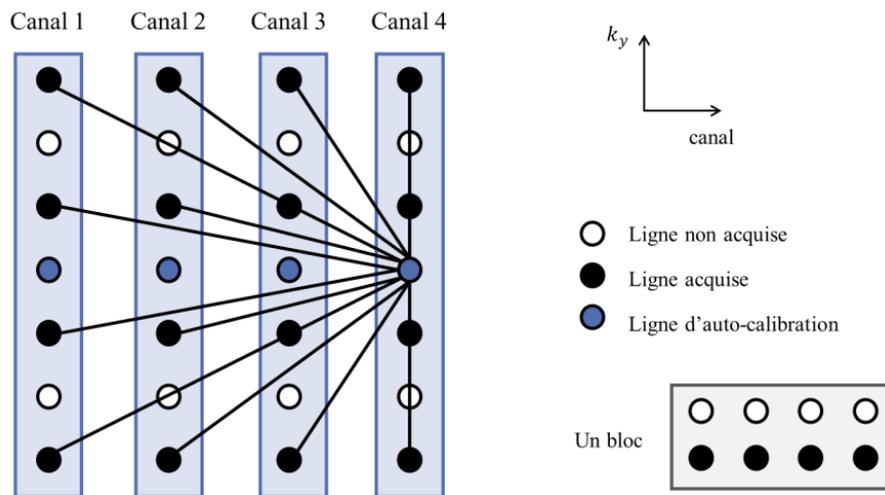


Figure 6 : Utilisation d'un signal de la ligne d'auto calibration et des signaux acquis par chaque canal de l'antenne.

2.3. Thermométrie par IRM

Le principe de thermométrie par IRM est détaillé dans ce paragraphe [15]. Cette méthode se base sur le fait que certaines propriétés RMN (Résonance Magnétique Nucléaire) des tissus influençant le contraste des images varient avec la température [16], comme par exemple :

- Le temps de relaxation longitudinale T_1 .
- Le temps de relaxation transversale T_2 .
- La fréquence de résonance des protons de l'eau (PRF).

Pour des systèmes d'imagerie où le champ magnétique principal B_0 est supérieur à un Tesla, la thermométrie par IRM se base le plus souvent sur la PRF [17]–[20]. La relation reliant la PRF à la température est :

$$\nu_0(T_0 + \Delta T) = \nu_0(T_0) + \alpha \Delta T, \quad (\text{I-5})$$

où ν_0 est la fréquence de résonance du proton, α est le déplacement chimique de l'eau dépendant de la température (de l'ordre de 10-2 ppm), T_0 est la température initiale et ΔT est l'élévation de température induite.

Comme noté précédemment les informations de phase sont proportionnelles à la PRF. Ainsi, une relation linéaire entre la variation de la phase entre deux images, $\Delta\varphi$, et la variation de la température entre ces deux mêmes images, ΔT , peut être donnée :

$$\Delta T = \frac{\Delta\varphi}{\gamma.\alpha.B_0.TE}, \quad (I-6)$$

où, γ est le rapport gyromagnétique du proton (rapport entre le moment magnétique et le moment cinétique du proton), B_0 est la valeur de l'induction magnétique de l'aimant utilisé, et TE est le temps d'écho utilisé lors de l'acquisition.

Grâce à cette relation, il est donc possible, à partir des images de phase, de calculer la variation de température en chaque pixel de l'image par soustraction de la phase initiale mesurée avant le chauffage.

2.4. Notion de dose thermique

Elever la température du tissu pendant une durée suffisante entraîne sa mort cellulaire. Cependant, la relation entre les deux n'est pas linéaire. Ainsi la dose thermique (DT) est généralement utilisée afin d'avoir une estimation des effets délétères induits dans les régions soumises à une élévation de température. Le calcul de la DT se fait selon l'équation suivante :

$$DT = \begin{cases} \int_0^t 2^{T(t)-43}, & \text{si } T > 43^\circ C \\ \int_0^t 4^{T(t)-43}, & \text{si } T \leq 43^\circ C \end{cases} \quad (I-7)$$

La mort cellulaire est complète lorsque la DT excède la DT létale. Cette DT létale correspond à une élévation de température de $43^\circ C$ (prise en référence dans l'équation précédente) pendant 240 minutes. Par exemple, à $52^\circ C$ ($15^\circ C$ d'élévation de température par rapport à la température de référence des tissus à $37^\circ C$) la dose thermique létale est atteinte après 28 secondes de chauffage, à $57^\circ C$ ($20^\circ C$ d'élévation de température) la dose thermique létale est atteinte après 1 seconde de chauffage. Cette valeur seuil est sujette à discussion dans la communauté scientifique, ce seuil pouvant varier en fonction du tissu à ablater.

Cette métrique permet d'estimer si l'ablation du tissu est complète. Ainsi, lors des procédures d'ablation thermique, il est nécessaire de suivre la dose thermique (DT) déposée dans le tissu à ablater au cours du temps [21].

3. Thermométrie cardiaque

3.1. Objectifs

Les images sur lesquelles se basent la thermométrie cardiaque sont généralement en 2D et répétées dans le temps (imagerie dynamique). Plusieurs coupes d'imagerie sont acquises par seconde (jusqu'à 5 coupes, 3 coupes dans les études menées durant cette thèse). La résolution spatiale dans le plan de ces images est de quelques millimètres.

Le traitement par élévation locale de température est induit via un cathéter qui doit être compatible IRM. Il dure en général de 30 secondes à 1 minute. L'objectif est d'induire une élévation de température létale qui s'obtient pour des températures de l'ordre de 60°C soit 23°C d'augmentation de température. La précision sur le calcul de température en thermométrie par IRM a déjà été mesurée dans le cœur comme étant de 3°C [5].

Les mouvements physiologiques présents dans les coupes d'imagerie sont dus à la respiration et à la contraction cardiaque (toutes deux présentées en Figure 7) ainsi qu'au flux sanguin à l'intérieur des cavités cardiaques. Le mouvement de respiration est principalement un mouvement de translation tête-pieds cyclique (période de 6 à 10 secondes) d'environ 2 cm d'amplitude. Le mouvement cardiaque peut être représenté par des rotations et des compressions (période moyenne d'une seconde).

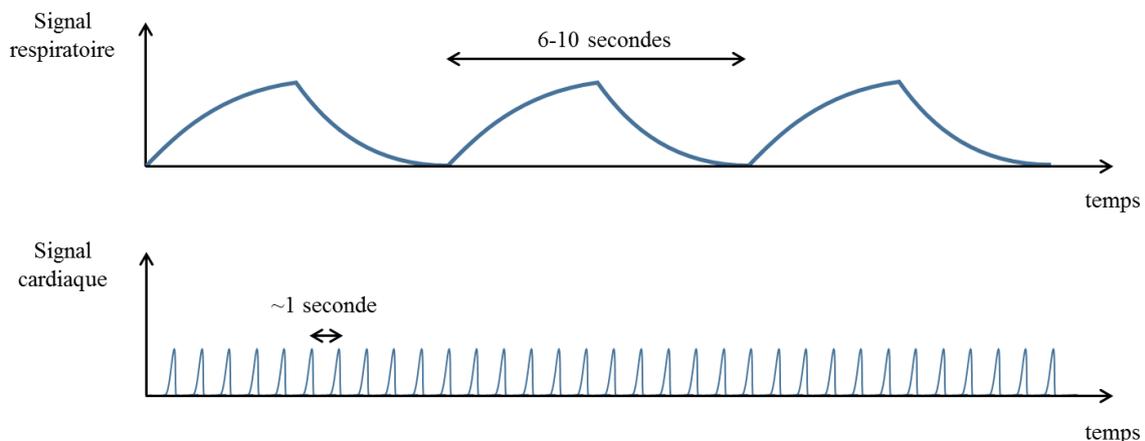


Figure 7: Description des mouvements respiratoires et cardiaques présents dans la coupe d'imagerie considérée en thermométrie cardiaque.

3.2. Développement

L'acquisition des images doit être rapide afin de répondre aux contraintes de suivi en temps réel de la procédure. Pour cela, une séquence EPI (Echo Planar Imaging) est combinée à une imagerie parallèle GRAPPA et à une synchronisation de l'acquisition sur l'électrocardiogramme (ECG). Cette synchronisation permet notamment de compenser le mouvement dû à la contraction du muscle cardiaque. Le mouvement respiratoire peut être

géré de deux façons. L'acquisition peut s'effectuer soit dans le plan du mouvement observé, soit par suivi dynamique de ce mouvement (via un écho navigateur par exemple).

Une chaîne de traitement des images IRM est nécessaire afin de corriger différents artefacts tels que les artefacts de mouvement et de susceptibilités magnétiques. Ces différents traitements doivent être robustes afin d'avoir la meilleure précision possible sur le calcul final de la température. Le travail présenté dans ce manuscrit se concentre sur le bloc d'estimation de mouvement présent dans la chaîne de traitement de thermométrie par IRM. Il est nécessaire afin de recalibrer les images durant le chauffage sur une image de référence unique.

4. Prise en compte du mouvement des organes en thermométrie par IRM

Les mouvements des organes (respiration, contraction cardiaque, flux sanguin) influencent la qualité des images de module, mais aussi de phase. Dans ce paragraphe, les différents types de mouvement observés sont décrits ainsi que les artefacts qu'ils génèrent sur les images.

4.1. Mouvements inter- et intra- coupe

Le mouvement observé au niveau du cœur est produit par la contraction cardiaque (déformation élastique) et la respiration (translation tête-pieds). Ajouté à ces derniers, les mouvements spontanés du patient dans le scanner peuvent causer des perturbations lors de l'acquisition des images.

Selon la position de la coupe d'imagerie à acquérir, ces mouvements ont deux composantes (cf. Figure 8) :

- Mouvement intra-coupe, mouvement dans le sens de la coupe (en violet en Figure 8).
- Mouvement inter-coupe, mouvement perpendiculaire au sens de la coupe (en bleu en Figure 8).

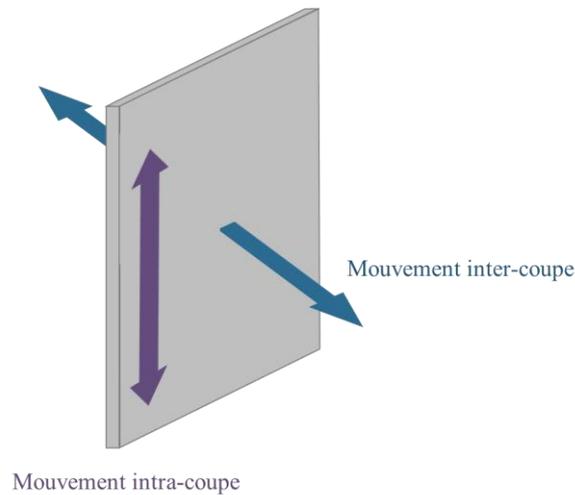


Figure 8 : Composantes des mouvements inter-coupe (en bleu) et intra-coupe (en violet) par rapport à la coupe d'imagerie (en gris).

4.1.1. Mouvement inter-coupe

Ce mouvement correspond à celui ayant lieu entre deux acquisitions d'images. Les tissus au sein de la coupe d'images ne correspondent plus forcément si le mouvement à une composante perpendiculaire à la coupe d'imagerie.

Ceci mène à un mauvais alignement des images IRM acquises, ce qui produit des artefacts importants lors du calcul de la température et donc de la DT.

Deux méthodes peuvent être utilisées afin de palier à ce problème :

- **Placement de la coupe dans le sens du mouvement.**
Cette méthode n'est utilisable que pour les mouvements translationnels des organes (exemple avec le mouvement respiratoire).
- **Suivi dynamique de la coupe d'imagerie.**
En appliquant cette méthode, la coupe acquise est déplacée dynamiquement afin de suivre le mouvement. Ainsi les tissus observés au sein du plan acquis sont identiques sur l'ensemble des images acquises. Pour effectuer ce genre de suivi dynamique un écho-navigateur [22] ou des images ultrason [23] peuvent être utilisés.
- NB : Le flux sanguin circulant dans les cavités cardiaques a un mouvement inter-coupe. Celui-ci produit un mouvement d'apparence chaotique entre deux acquisitions. Des techniques d'imagerie permettent d'annuler ce signal du flux sanguin comme l'utilisation de bande de saturation [24].

4.1.2. Mouvement intra-coupe

Ce mouvement correspond au mouvement présent dans le plan d'acquisition d'une séquence d'images IRM. Ce mouvement produit des artefacts de mouvement tels que le floutage (exemple donné en Figure 9) et le phénomène d'occultations sur les images.

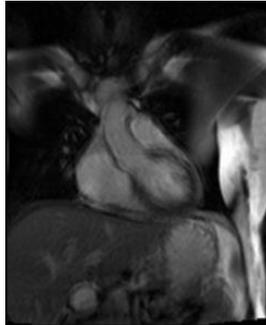


Figure 9 : Exemple d'artefacts dus au mouvement des organes intra-coupe.

Plusieurs méthodes peuvent être utilisées afin de remédier à ce problème :

- **Suivi du mouvement physiologique.**
Ceci s'effectue par utilisation d'un capteur externe pour synchroniser l'acquisition des images (sur le cycle cardiaque et/ou respiratoire). Cette méthode peut se révéler relativement longue. Si le déclenchement de l'acquisition des images est rapide en se basant sur le rythme cardiaque, ce n'est pas le cas pour le suivi du mouvement de respiration. Le couplage du suivi des deux en est d'autant plus long. De plus, selon la procédure effectuée, la résolution temporelle de l'acquisition n'est pas toujours acceptable.
- **Utilisation d'une caméra optique.**
La caméra est installée dans le scanner IRM afin de déterminer les mouvements spontanés du patient lors de l'acquisition [25]. Cependant, cette méthode ne permet pas de corriger les mouvements des organes.
- **Utilisation de méthodes d'acquisition rapides.**
Le temps d'acquisition de l'image permet de visualiser les organes en une position précise sans effets de floutage dus aux mouvements des organes.

4.1.3. Coupes d'imagerie utilisées

Afin de remédier aux artefacts dus aux différents mouvements en IRM cardiaque, une combinaison de plusieurs des techniques décrites précédemment a été utilisée.

Pour limiter le mouvement inter-coupe, le plan d'acquisition est positionné dans la direction du mouvement respiratoire (translation tête-pieds). Dans les acquisitions effectuées, le plan d'acquisition a été placé en coronal (cf. Figure 10).

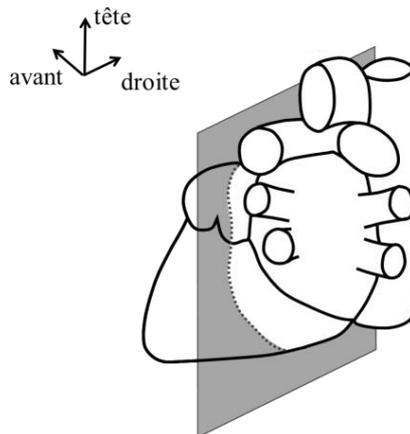


Figure 10 : Placement de la coupe d'imagerie en orientation coronal afin d'encapsuler le mouvement respiratoire (translation tête-pieds).

Pour figer le mouvement de contraction cardiaque, le déclenchement de l'acquisition des images a été synchronisé sur l'ECCG. Ceci permet d'acquérir les images au même moment du cycle cardiaque (généralement en diastole).

L'acquisition des séquences est, de plus, faite par imagerie parallèle (GRAPPA avec un facteur d'accélération égale à 2). Ceci permet de ne pas avoir d'artefacts de mouvement intra-coupe, et permet l'utilisation en temps réel des images IRM. Les paramètres d'acquisition sont donnés dans la description plus complète du jeu de données *in vivo* utilisées dans ces travaux en § III.11.1.2.

4.2. Artefacts de susceptibilité magnétiques générés par le mouvement des organes

La susceptibilité magnétique est définie comme étant le champ magnétique généré par un objet (ou ici un tissu) lorsqu'il se trouve dans un champ magnétique externe (en IRM, le champ de l'aimant). Le mouvement des organes induit une variation locale de cette susceptibilité du champ magnétique notamment lié à la variation du volume pulmonaire lors du cycle respiratoire. Cette variation provoque des changements de l'induction magnétique locale dans le cœur qui modifie la valeur de la phase du signal IRM. Or, le calcul de la température se faisant sur les images de phase, cette variation de susceptibilité magnétique a un impact non négligeable sur le calcul de la température. Par conséquent, le calcul de la température ne peut être fait directement sur les images de phase acquises lors de la procédure.

Deux méthodes principales peuvent être utilisées pour corriger les variations de susceptibilité magnétique :

- L'utilisation d'un atlas d'images de référence.

- La correction sans image de référence.

De plus, des méthodes hybrides combinant correction par utilisation d'un atlas et sans référence ont été proposées dans la littérature [26], [27].

4.2.1. Méthode de l'Atlas

Les méthodes utilisant des atlas [28], [29] se basent sur la formation de cette collection d'images acquises avant le chauffage. Etant donné que le mouvement observé dans la coupe d'imagerie est répétitif, il est possible d'enregistrer et d'utiliser cet atlas afin de corriger les images acquises durant le chauffage (cf. Figure 11).

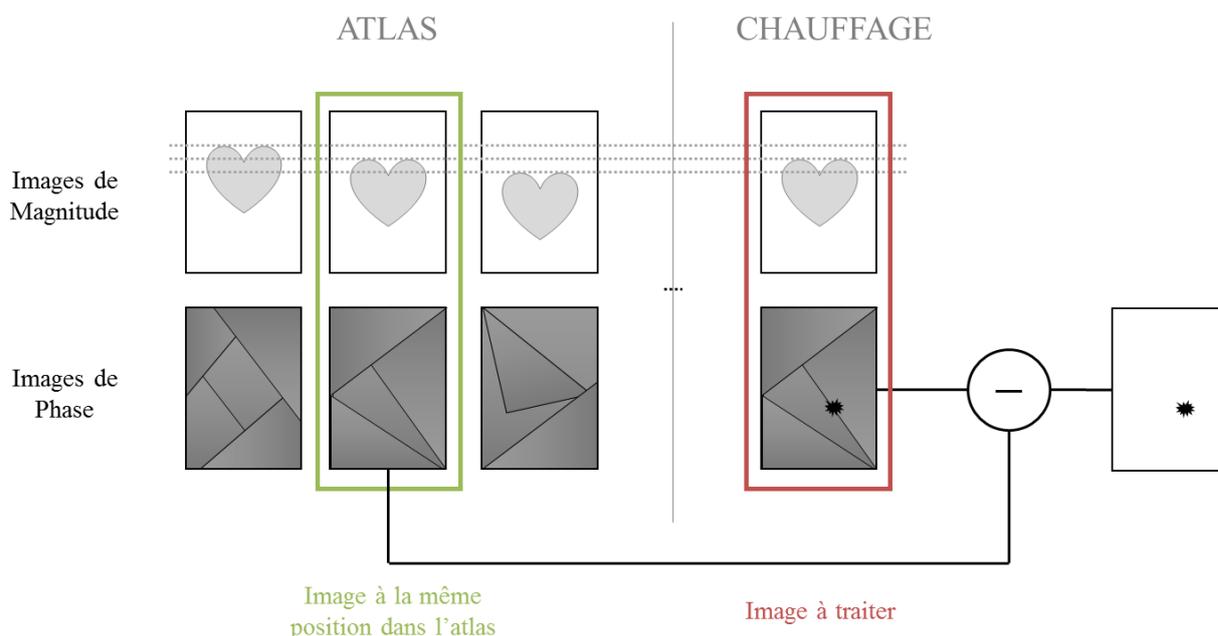


Figure 11 : Recherche dans l'atlas de l'image à la même position que l'image courante et correction des artefacts de susceptibilité magnétique par soustraction des images de phase.

Ces images couvrent l'ensemble des mouvements observés dans la coupe d'imagerie considérée. Ceci permet de récupérer les informations de phase en chaque position des organes. Une fois cet atlas constitué, le chauffage peut être induit. Les variations de susceptibilité magnétique ne dépendent que de la position des organes, l'image de la phase à la même position que l'image acquise peut être soustraite à celle-ci pour corriger les artefacts de susceptibilité magnétique.

La recherche dans l'atlas afin de trouver l'image à la même position que l'image courante se fait par inter-corrélation. Cette opération est effectuée sur les images de module étant donné que ce sont ces images qui contiennent l'information sur l'anatomie dans la coupe. L'image

avec le plus haut coefficient d'inter-corrélation est finalement sélectionnée pour corriger les artefacts de susceptibilité sur la phase.

- NB : Si, pendant le chauffage, des images sont acquises à de nouvelles positions des organes, celles-ci sont ajoutées à l'atlas. Afin de déterminer si des images de cette nature sont acquises, un seuil sur le coefficient d'inter-corrélation est fixé (égal à 0,85). Si le plus haut coefficient d'inter-corrélation entre l'image courante et les images de l'atlas ne dépasse pas ce seuil, l'image est ajoutée à l'atlas.

Une extension de cette méthode de recherche dans un atlas peut aussi être utilisée. Elle consiste à coupler la méthode décrite précédemment avec un suivi de la respiration au cours du temps [30], [31] (cf. Figure 12). Ainsi la position de l'image dans le cycle respiratoire est obtenue. L'image correspondante dans l'atlas est celle à la position la plus proche.

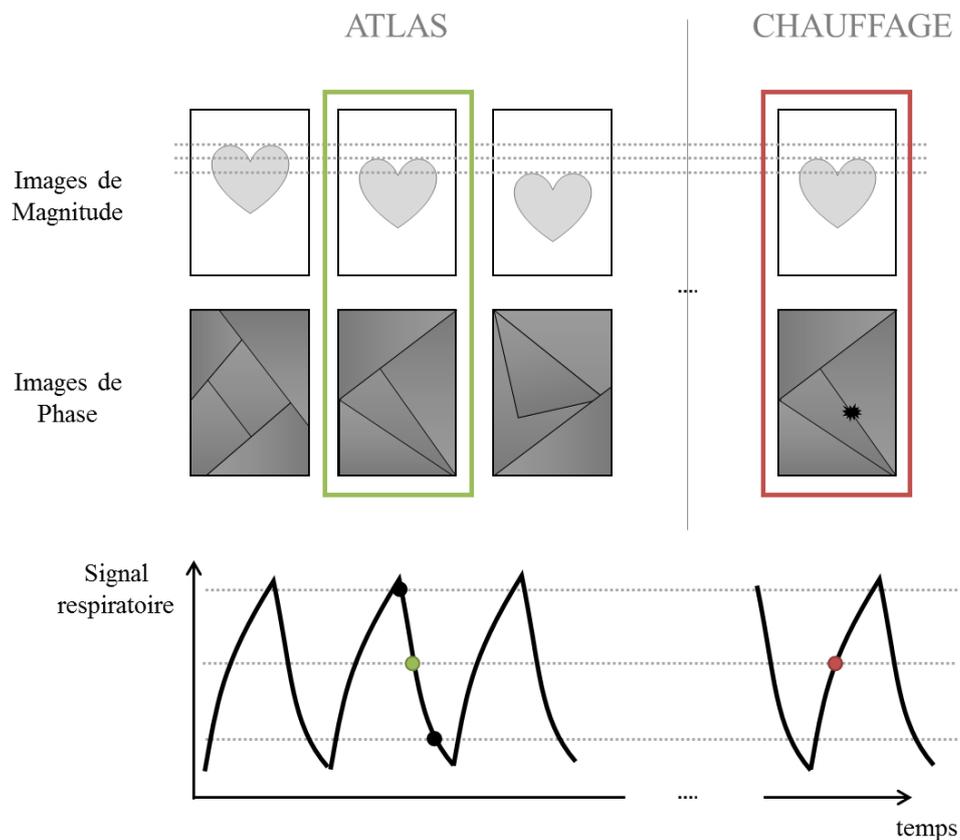


Figure 12 : Méthode de recherche dans l'atlas avec utilisation du suivi de la respiration.

4.2.2. Correction sans référence

Cette méthode se base sur le déroulement spatial de l'image de phase courante [32]. Ce déroulement se fait par exemple via la détermination d'un polynôme [32] à partir d'une région d'intérêt placée dans une zone avec signal. Cette zone ne doit cependant pas inclure la zone

d'ablation. Le polynôme estimé permet de dérouler la phase spatialement. L'information de phase reconstruite est prise comme référence lors du calcul de la température. Cette méthode ne nécessite donc pas de phase d'apprentissage étant donné que le calcul se fait uniquement sur les informations de l'acquisition courante.

Cependant cette méthode ne peut s'utiliser que dans les conditions suivantes :

- La région d'intérêt doit être placée assez près de la zone de chauffage afin d'estimer l'arrière-plan de la phase dans cette région.
- La région d'intérêt doit être placée assez loin de la région chauffée afin d'éviter les erreurs d'estimation du polynôme dues à la diffusion et à la conduction de la chaleur dans les tissus.
- La phase doit être déroulée spatialement.
- La région d'intérêt ne doit pas être sélectionnée dans une région où les artefacts de susceptibilité magnétiques sont forts.

Lorsque des ablations RF sont effectuées, le champ magnétique peut être perturbé localement dû à l'instrumentation. Ainsi, les conditions listées précédemment sont difficiles à remplir. Par conséquent, cette méthode de correction des artefacts de susceptibilité magnétique n'a pas été retenue dans ce travail.

4.3. Suivi du signal au cours du temps

Les artefacts dus aux mouvements des organes présents sur les images de module et de phase peuvent être corrigés via les méthodes décrites précédemment. Cependant les mouvements des organes restent bien entendu présents lors de l'acquisition des images mêmes si les artefacts sont corrigés.

Afin de calculer la DT, les images doivent être recalées à une position de référence. Pour cela, il est nécessaire de développer une stratégie d'estimation de mouvement. Cette méthode prend en entrée l'image courante et l'image de référence (fixe et choisie parmi les images de l'atlas). A partir de ces deux images, un champ de déplacement est calculé et est appliqué à l'image courante pour la recaler à la position de référence.

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont pour but de développer des méthodes robustes d'estimation du mouvement. Cependant, avant de donner plus de détails sur ces méthodes, la chaîne de traitement finale de thermométrie par IRM est d'abord décrite.

4.4. Chaîne de traitement de thermométrie par IRM en temps réel

Une fois l'atlas composé, il est possible de sélectionner l'image de référence. La sélection de cette image est donnée en § III.11.1.2.

L'ensemble de la chaîne de traitement est schématisé en Figure 13.

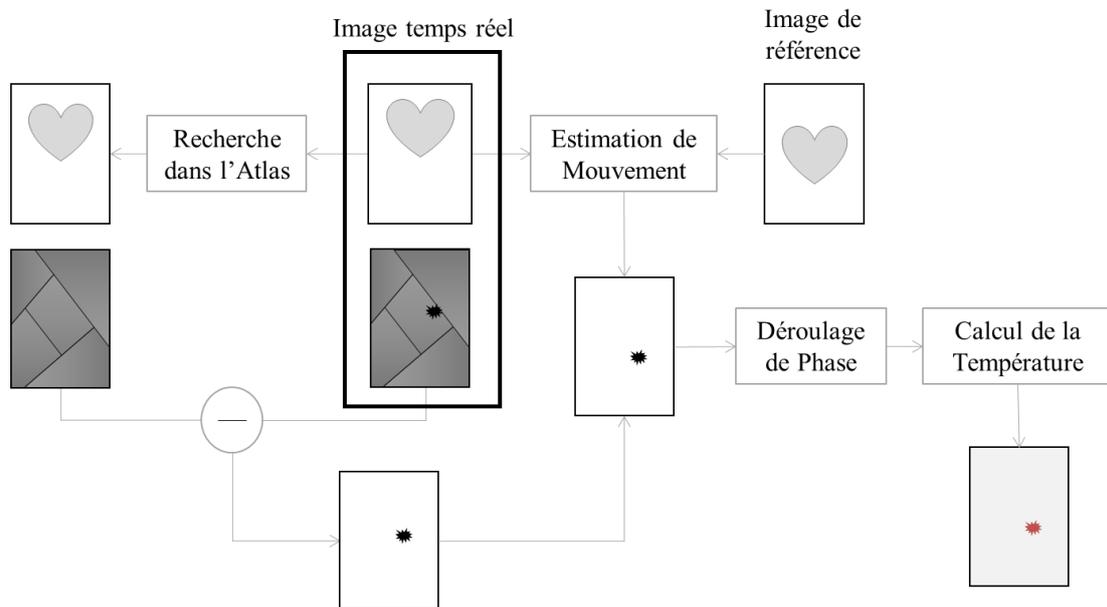


Figure 13 : Schéma de la chaîne de traitement du suivi de la température en temps réel par thermométrie IRM. Le déroulage de phase fait intervenir la phase déroulée à l'image précédent l'image courante.

Pour chaque image reçue durant la phase de chauffage les opérations suivantes sont effectuées.

Estimation du mouvement entre l'image courante et l'image de référence :

Le mouvement entre l'image courante et l'image de référence est estimé à partir des images de module. Le champ de déplacement à appliquer à l'image courante afin de la recaler sur l'image de référence est ainsi estimé.

Recherche dans l'atlas :

La recherche dans l'atlas de l'image à la même position que l'image courante est effectuée comme expliquée précédemment.

Une fois l'image correspondante dans l'atlas déterminée, les images de phase sont soustraites afin de corriger les artefacts de susceptibilité magnétique provoqués par les mouvements des organes. Le champ de déplacement estimé précédemment est ensuite appliqué à cette différence de phase.

Déroutement temporel de la phase :

Le calcul de la température se fait par rapport à une image de référence, acquise avant le chauffage. En effet selon l'équation (I-6), la variation de température entre l'image courante et l'image de référence, notée ΔT , est proportionnelle à la variation de phase, notée $\Delta\varphi$, de ces

deux acquisitions. Or le fait d'augmenter la température fait de même augmenter la valeur de la phase. Cependant la phase est normalement comprise dans l'intervalle $[-\pi, \pi[$. Ainsi, si la valeur de la phase devient supérieure à π , elle s' « enroule » et devient égale à 2π auquel s'ajoute la nouvelle valeur de phase. Ceci s'appelle un « saut de phase ».

Afin d'éviter tout saut de phase, la variation de température est calculée entre deux images consécutives.

- NB : L'hypothèse est faite que, entre deux images consécutives, la différence entre les phases φ_{i-1} et φ_i ne dépasse pas 2π . Ceci induirait un saut de phase. Cependant cette possibilité est très peu réaliste. En effet une différence de π représente une élévation de température de 40°C entre deux images consécutives, pour un temps d'écho (TE) de 20 ms avec un IRM 1,5T.

Remarque : C'est pour cette raison que le champ de déplacement est appliqué à la phase avant le déroulement temporel de cette dernière. Ainsi les pixels correspondent aux mêmes tissus entre la précédente phase φ_{i-1} et la phase courante φ_i .

Enfin, la variation de phase est calculée comme étant égale à la somme des variations de phase entre deux images consécutives, selon l'équation suivante :

$$\Delta\varphi_n = \varphi_0 - \varphi_n = \sum_{i=1}^n (\varphi_{i-1} - \varphi_i), \quad (\text{I-8})$$

où φ_i est la phase de la dynamique i , 0 est l'indice de l'image de référence avant le chauffage et n est l'indice de l'image courante.

Calcul de la température :

A partir de la phase déroulée, la carte de température est mise à jour par utilisation de l'équation (I-6).

Processus temps-réel :

L'acquisition des images étant déclenchée par l'ECG, les contraintes de temps de traitement dépendent du rythme cardiaque du patient. Ce dernier est en moyenne de 70 battements par minute, mais il peut fortement varier selon les patients.

Le nombre de coupe par acquisition pouvant aller jusqu'à cinq, il faut que le processus de thermométrie par IRM s'effectue en fonction.

II. Méthodes d'estimation de mouvement et caractérisation des images IRM à traiter

Les travaux présentés dans ce manuscrit se concentrent sur l'estimation du mouvement entre des images de module. L'objectif est de disposer d'algorithmes permettant d'améliorer la robustesse du recalage dans le contexte de la thermométrie cardiaque.

Un rapide état de l'art présente :

- L'estimation de mouvement en IRM :
 - Une présentation rapide des méthodes d'estimation de mouvement en IRM.
 - Une description des bases des méthodes d'estimation dites de « flot optique ».
 - Une introduction aux estimateurs robustes.
- Une description de la distribution du signal et du bruit des images IRM.

5. Estimation de mouvement en IRM

L'estimation de mouvement en IRM est un problème récurrent à plusieurs applications. De nombreuses revues ont été publiées sur ce sujet résumant ces méthodes [33]–[38].

Les méthodes d'estimation de mouvement sont souvent dépendantes de la méthode d'acquisition des images IRM. Ces dernières années, beaucoup de travaux portent sur les images issues de la méthode d'IRM de « Tagging ». Cette dernière permet d'apposer une grille sur le signal des muscles cardiaques. Cette grille se déforme avec le muscle ce qui permet de visualiser le mouvement de celui-ci au cours de la contraction.

Etant donné que ce type d'acquisition n'est pas compatible avec la thermométrie par IRM, les méthodes basées sur ces acquisitions ne sont pas présentées dans ce manuscrit. Seules les méthodes se basant sur des images semblables à celles de thermométrie et pouvant par conséquent être utiles lors de la supervision des ablations RF sont citées dans cette section.

Les neuf critères permettant de différencier les cas et estimation de mouvement associées introduit par [37] et repris par [36] sont utilisés. Ces critères sont :

- **Dimensionnalité** : Dimension des données à traiter, traitement temporel ou uniquement spatial (2D, 2D+t, 3D ou encore 3D+t). Dans les travaux présentés dans ce manuscrit, la dimensionnalité des données était en 2D+t.
- **Nature de la base de recalage** : Le recalage peut se baser sur différents principes : non basé sur l'image, extrinsèque ou intrinsèque. Ceux-ci sont plus amplement détaillés en § II.5.2.
- **Type et domaine de la transformation** : La transformation peut être définie par son type (rigide, affine...) et sur le domaine ou elle s'opère (globalement sur l'image, ou localement).

- **Interaction** : Le recalage peut être interactif, semi-interactif ou automatique. Dans le contexte de la thermométrie par IRM telle que décrite en § I.4.4, une interaction est faisable en phase de création de l’atlas. Aucune interaction n’est cependant possible durant la phase de chauffage.
- **Procédure d’optimisation** : Cette procédure définit les paramètres du recalage effectué. Soit ces paramètres sont définis, soit il faut les déterminer.
- **Modalité d’acquisition** : Les données à traiter peuvent être issues d’une (monomodal) ou de plusieurs modalités d’acquisition (multimodal). Dans ce manuscrit, les images utilisées proviennent uniquement de la modalité d’acquisition IRM (monomodal). La séquence d’acquisition est en single shot EPI pour des raisons de rapidité d’acquisition.
- **Sujet** : Les données à recalcer peuvent être issues d’un même patient, ou de plusieurs. En thermométrie, les données acquises sont intra-patient.
- **Objet** : Selon l’organe considéré, la méthode de recalage peut varier. L’organe considéré dans cette étude est le cœur.

Les critères qui ne sont pas fixés par le contexte inhérent à la thermométrie cardiaque sont le type et le domaine de la transformation à estimer et la nature de la base de recalage. Ces critères sont considérés plus en détail dans les sous-parties ci-après.

5.1. Type et domaine de la transformation

Le choix de la méthode d’estimation de mouvement à utiliser dépend du type et du domaine de la transformation de l’organe considéré. Différents types de transformation peuvent avoir lieu (rigide, affine, projection ou courbature des objets). Celle-ci peut aussi être globale ou locale sur l’image. En Figure 14 sont présentés des exemples de type de transformation.

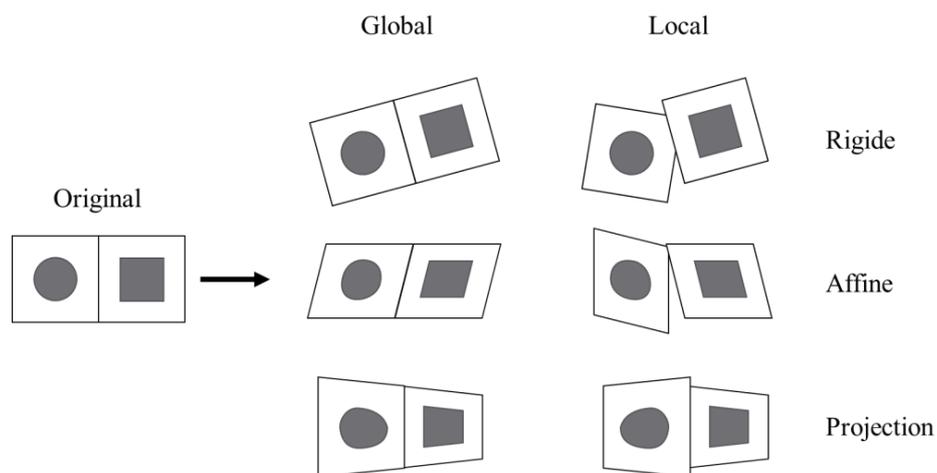


Figure 14 : Différents type et domaine de transformation.

En § I.3.1, le mouvement du cœur a été modélisé par deux composantes. La première est une translation (transformation rigide) globale à l'image liée à la respiration. La seconde est une contraction cardiaque, qui est un mouvement local.

5.2. Nature de la base de recalage

Les méthodes d'estimation de mouvement se basent sur différents principes. Comme il a été introduit précédemment, ces principes de base sont divisés en trois catégories : les méthodes non basées sur l'image, les méthodes extrinsèques, et les méthodes intrinsèques.

5.2.1. Méthodes non basées sur l'image

Les méthodes de recalage non-basées sur l'image utilisent des corrections effectuées lors de l'acquisition des images.

Par exemple la technique d'écho navigateur [39] permet de suivre un mouvement de translation dans une direction définie. Elle se base sur l'acquisition d'une ou plusieurs lignes au centre de l'espace k . Une transformée de Fourier inverse est ensuite appliquée à cette acquisition afin d'obtenir un vecteur (1D) ou une image (2D) correspondante. Le profil ainsi obtenu permet de suivre le mouvement de translation dans la direction considérée. L'acquisition de ce genre de données peut être effectuée très rapidement, ce qui permet un suivi en temps réel du mouvement. L'inconvénient de cette méthode est que les mouvements estimés sont uniquement des mouvements de translations.

5.2.2. Méthodes extrinsèques

Les méthodes d'estimation de mouvement dites « extrinsèques » sont basées sur le suivi de marqueurs extérieurs liés aux patients [40]–[42]. Ces marqueurs sont visibles sur les images ce qui permet un recalage rapide, facile et automatique des points détectés. Cependant le mouvement ainsi estimé est le plus souvent un mouvement rigide. Ces méthodes peuvent être invasives ou non-invasives selon la nature des marqueurs utilisés.

- NB : Les marqueurs non-invasifs sont généralement moins efficaces.

Par exemple, en considérant les méthodes spécifiques aux ablations RF, des marqueurs insérés au niveau des cathéters peuvent être utilisés [43], [44]. Ces méthodes sont à l'étude afin d'améliorer la précision de la thermométrie par IRM [45].

Récemment, l'utilisation de marqueurs placés sur le corps du patient a aussi été étudiée afin de prédire le mouvement cardiaque. [46]

5.2.3. Méthodes intrinsèques

Les méthodes dites « intrinsèques » se basent sur les images acquises afin d'estimer le mouvement. Ces méthodes peuvent être divisées en plusieurs catégories.

Méthodes basées sur des caractéristiques de l'image :

Ces méthodes se basent sur la recherche de points caractéristiques de l'image. Ces points sont ensuite suivis, donnant ainsi une estimation du mouvement. Les points caractéristiques sur lesquels sont basées ce genre de méthodes peuvent être, par exemple, anatomiques, saillants [47], définis par l'utilisateur ou géométriques.

Ces méthodes sont applicables à tout type d'images. Elles sont généralement utilisées afin d'estimer des transformations rigides ou affines. Cependant, si les points caractéristiques sont en grande quantité sur l'image, il est possible d'estimer des transformations plus complexes.

Il faut s'assurer que les points caractéristiques sont toujours visibles dans l'image. Ceci est parfois difficile à garantir dans le contexte de la thermométrie par IRM (mouvement hors plan de coupe).

Méthodes basées sur la segmentation :

La segmentation des régions d'intérêt est effectuée sur les (ou une des) images à recalculer. Ces segmentations peuvent être effectuées via différentes méthodes plus amplement détaillées en § IV.14.1. Ensuite un modèle de mouvement (le plus généralement rigide) est extrait de ces deux segmentations. Pour cela, le recalage peut se faire entre chaque point des contours des segmentations ou sur leur surface totale. Dans le cas où seule une segmentation a été effectuée, celle-ci est recalée sur la seconde image directement (par détection des contours par exemple).

La précision de ces méthodes de recalage dépend uniquement de celle de la segmentation des objets considérés.

Dans le contexte de la thermométrie par IRM, cette méthode a été combinée à un algorithme de flot optique afin d'améliorer la précision de cette dernière [48].

Méthodes basées sur les voxels :

Ces méthodes sont les plus flexibles étant donné qu'elles n'impliquent pas de réduction des données (en points caractéristiques ou en segmentations). En effet, elles s'appliquent soit sur une transformée des images dans un domaine non-spatial, soit directement sur celles-ci.

Dans le premier cas, le signal d'intensité peut être transformé dans le domaine de Fourier par exemple [49], [50]. Les propriétés du mouvement dans ce domaine peuvent être utilisées afin d'estimer les rotations ou les translations. D'autres transformations telles que le passage dans le domaine des ondelettes [51] ou l'utilisation de la transformée de Hough [52]–[54] sont aussi régulièrement utilisées.

Dans le second cas, le mouvement est compris dans les images elle-même.

Les méthodes d'estimation de mouvement global se basent sur un modèle du mouvement de l'ensemble de l'image [55]. Ce modèle est défini par un nombre de paramètres finis dont il faut estimer les valeurs. Etant donné que le déplacement est estimé pour chaque pixel de l'image, le système d'équations ainsi défini est sur-déterminé. La fonction de coût associée à l'estimation des paramètres du modèle est souvent basée sur l'intensité même de l'image. Pour cela, plusieurs approches peuvent être utilisées comme l'entropie mutuelle, l'intercorrélation, l'erreur quadratique moyenne...

Les méthodes d'estimation de mouvement local ont pour but d'estimer le champ de déplacement de chaque pixel de l'image sans passer par un modèle rigide. Ces dernières sont celles qui permettent donc une estimation du mouvement la plus fine, mais aussi les plus flexibles étant donné qu'elles ne se basent que sur les images en entrée. Ces méthodes se fondent sur un calcul variationnel du champ de déplacement comme décrit plus en détail en § II.6.1. Pour cela, le « flot optique » est estimé. Ce dernier est composé des vecteurs de déplacement d'un objet (tissu en IRM) dans l'image. L'hypothèse faite ici est la constance de l'intensité du tissu au cours du temps. L'inconvénient est la possible variation de cette intensité dû au chauffage ce qui peut générer des mouvements parasites.

Le plus souvent, ces méthodes sont associées à une contrainte sur le type de mouvement voire sur une caractéristique de l'image elle-même. Par exemple en [56] la périodicité du mouvement est prise en compte. Un autre exemple est donné en [57] où l'algorithme de flot optique utilisé est celui proposé par Fleet et Jepson en [58]. Le bruit caractéristique des images IRM est pris en compte sous son modèle Ricien (images issues d'une acquisition mono-canal cf. § I.2.1.1).

Dernièrement des méthodes hybrides telle que la transformation de l'image dans un autre domaine combiné à l'utilisation de méthodes variationnelles ont de même été étudiées [59], [60]. En [48], [61] la combinaison d'un suivi de points d'intérêt et d'une estimation de mouvement par méthode variationnelle a aussi été étudiée. Un dernier exemple est la combinaison d'une analyse en composantes principales (PCA) et d'une estimation de mouvement par méthode variationnelle [62].

- NB : Les méthodes basées sur les voxels sont utilisables dans tous les cas. Elles sont les plus propices à la thermométrie car elles sont non utilisateur-dépendantes, non-invasives et compatibles avec les contraintes de temps-réel (si une implémentation GPU est utilisée) et de précision nécessaire à la thermométrie par IRM.

6. Algorithmes de flot optique

Les algorithmes de flot optique sont le plus généralement utilisés en thermométrie par IRM pour leur flexibilité ainsi que par leur estimation locale du mouvement. Les méthodes proposées se basent sur l'approche originale de Horn et Schunck en ajoutant un terme permettant d'améliorer la robustesse de l'algorithme [63]–[65].

Après une présentation des bases fondamentales sur lesquelles se reposent les algorithmes de flot optique, une introduction aux estimateurs robustes est donnée.

6.1. Les bases communes

Principe

Les algorithmes de flots optique se basent sur l'hypothèse suivante :

- Hypothèse de conservation de l'intensité : entre deux images acquises dans un court laps de temps dt , un point le long de sa trajectoire conserve son intensité.

Cette hypothèse est décrite de manière mathématique par l'équation suivante :

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) - I(x, y, t) = 0, \quad (\text{II-9})$$

où $I(x, y, t)$ est l'intensité de l'image au pixel de coordonnées (x, y) . dx et dy sont les déplacements de ce pixel pendant l'intervalle de temps dt selon l'axe x et l'axe y respectivement.

Cette hypothèse est ensuite développée en série de Taylor, afin de donner une nouvelle équation appelée « équation de flot optique » (EFO), ci-dessous :

$$I_x u + I_y v + I_t = 0, \quad (\text{II-10})$$

où I_x et I_y sont les dérivées spatiales selon les axes x et y respectivement. I_t est la dérivée temporelle. u et v sont les vecteurs de déplacement selon les axes x et y respectivement. Ce sont ces derniers qui sont à estimer.

Afin de déterminer les vecteurs de déplacement entre les deux images en entrée, l'équation (II-10) est insérée dans une fonctionnelle d'erreur à minimiser :

$$E_D = \iint_{xy} (I_x u + I_y v + I_t)^2 dx dy. \quad (\text{II-11})$$

- NB : L'unicité de la solution de l'équation (II-11) ne peut pas être garantie. En effet, ce système est composé d'une seule équation à deux inconnues. Ceci est connu comme étant le **problème d'ouverture**.

Terme de Régularisation

Afin de remédier au problème d'ouverture, dans les algorithmes de flot optique l'équation (II-11) est couplée à une seconde fonctionnelle d'erreur. Celle-ci est un terme de régularisation qui ajoute une contrainte aux champs de déplacement.

Par exemple, dans l'approche initiale proposée par Horn et Schunck [66], ce terme est un terme de lissage local. Il est donné par la fonctionnelle ci-dessous :

$$E_R = \iint_{xy} (||\nabla u||^2 + ||\nabla v||^2) dx dy. \quad (\text{II-12})$$

Les normes des gradients de u et de v sont généralement calculées sur un voisinage du pixel considéré, ce qui permet de lisser le champ de déplacement.

Ainsi la fonctionnelle d'erreur à minimiser se compose de deux termes. Le premier est donné en équation (II-11). Le second est un terme de régularisation permettant de gérer le problème d'ouverture. La fonctionnelle finale s'écrit donc :

$$E = \lambda_D E_D + \lambda_R E_R. \quad (\text{II-13})$$

Les contributions de ces deux termes sont contrôlées par les paramètres λ_D et λ_R .

Afin de déterminer les vecteurs de déplacement minimisant cette fonctionnelle d'erreur, des techniques variationnelles sont généralement appliquées. Parmi celles-ci se trouvent notamment les méthodes de descente de gradient, de Gauss-Seidel ou encore celle de surrelaxation simultanée [67]. Ces méthodes donnent lieu à l'utilisation d'équations itératives :

$$\begin{cases} u^{(i)} = q_u(u^{(i-1)}) \\ v^{(i)} = q_v(v^{(i-1)}) \end{cases} \quad (\text{II-14})$$

Ces dernières sont généralement initialisées par un champ de déplacement nul :

$$\begin{cases} u^{(0)} = 0 \\ v^{(0)} = 0 \end{cases} \quad (\text{II-15})$$

Multi résolution

Les algorithmes de flot optique, tels que décrits précédemment, ne permettent de trouver un déplacement que dans un voisinage de pixel.

Afin d'estimer les grands déplacements entre deux images, l'algorithme de flot optique est appliqué à plusieurs résolutions d'image. Pour cela, des pyramides gaussiennes sont créées à partir des images en entrée de l'algorithme (cf. Figure 15). Le facteur de sous-échantillonnage entre chaque niveau de pyramide est généralement de 2 [68].

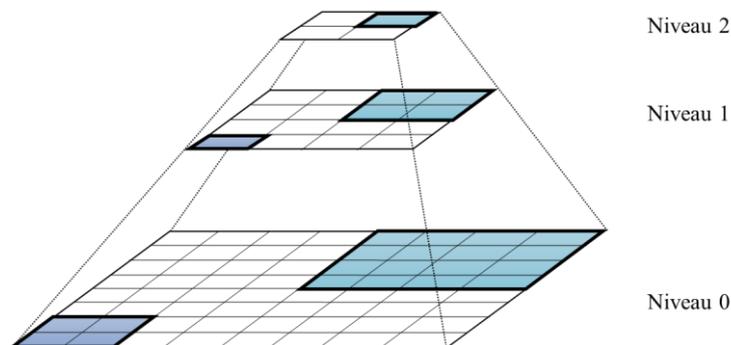


Figure 15 : Pyramide Gaussienne de niveau $N = 2$. Le niveau 0 est l'image initiale.

L'amplitude de mouvement entre les deux images en entrée de l'algorithme est ainsi divisée par le facteur de sous-échantillonnage appliqué. Ceci permet d'estimer les larges déplacements à partir des images sous-résolues.

Ainsi, pour N niveaux de pyramide, en commençant par le niveau le plus grossier N , le mouvement global (u^N et v^N) est estimé via les équations itératives appropriées en équation (II-14). L'initialisation des vecteurs de déplacement est nulle :

$$\begin{cases} u^{N(0)} = 0 \\ v^{N(0)} = 0 \end{cases} \quad (\text{II-16})$$

Ce champ de déplacement global est ensuite raffiné en appliquant l'estimation de mouvement aux niveaux suivants. Pour cela le champ de déplacement estimé au niveau k ($k \in \{N, \dots, 1\}$) est sur-échantillonné ($u^{k \rightarrow k-1}$ et $v^{k \rightarrow k-1}$). Il est ensuite multiplié par le facteur de sur-échantillonnage pour le faire correspondre au déplacement au niveau $k - 1$. Pour finir, le champ de déplacement résultant est utilisé comme initialisation des équations itératives pour le niveau $k - 1$:

$$\begin{cases} u^{k-1(0)} = 2u^{k \rightarrow k-1} \\ v^{k-1(0)} = 2v^{k \rightarrow k-1} \end{cases}, \forall k \in \{N, \dots, 1\}. \quad (\text{II-17})$$

Avec cette approche multi résolution, les larges déplacements peuvent ainsi être estimés.

Le nombre de niveaux de la pyramide gaussienne à utiliser est défini de différentes manières :

- Si l'ordre de valeur de l'amplitude maximale du mouvement est connu :
Le nombre de niveaux de pyramide correspond au modulo 2 de l'amplitude maximale observée. Ceci revient à avoir une amplitude de mouvement inférieure à 1 pixel au niveau de pyramide le moins résolu.
- Si le mouvement maximum entre deux images n'est pas connu :
Pour une image en entrée de résolution $h \times l$ pixels avec m le minimum entre h et l , le nombre de niveaux de la pyramide correspond au modulo de m par 16. Ce qui revient à ne pas avoir d'image la moins résolue inférieure à 16×16 pixels.

Métriques de qualité de compensation de mouvement

La qualité de la compensation de mouvement, entre deux images \tilde{I} et I_{ref} , peut être calculée via plusieurs métriques [69], [70].

Sont généralement utilisées :

- Erreur Quadratique Moyenne (EQM):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_N (\tilde{I} - I_{ref})^2 \quad (\text{II-18})$$

- Erreur Quadratique Moyenne Normalisée :

$$MSE_{normalized} = \frac{1}{N} \sum_N \frac{\|I - I_{ref}\|^2}{(\|\nabla I_{ref}\|^2 + \varepsilon^2)} \quad (\text{II-19})$$

Où N est le nombre de pixels de l'image, ε est un scalaire (différent de 0) permettant à la formule d'être toujours définie et ∇I est le gradient de l'image I .

Ces deux métriques quantifient la différence entre l'image de référence (I_{ref}) et l'image compensée en termes de mouvement (\tilde{I}).

Si la vérité terrain est connue (appelée u_{VT} et v_{VT} selon les axes x et y respectivement), les métriques suivantes sont utilisées.

- Erreur Angulaire :

$$AE = \arccos\left(\frac{1}{N} \sum_N \frac{1 + \tilde{u} * u_{GT} + \tilde{v} * v_{GT}}{\sqrt{1 + \tilde{u}^2 + \tilde{v}^2} \sqrt{1 + u_{GT}^2 + v_{GT}^2}}\right) \quad (\text{II-20})$$

- Erreur d'Amplitude :

$$EPE = \frac{1}{N} \sum_N \sqrt{(\tilde{u} - u_{GT})^2 + (\tilde{v} - v_{GT})^2} \quad (\text{II-21})$$

Ces métriques permettent de comparer le champ de mouvement estimé (appelée \tilde{u} et \tilde{v} selon les axes x et y respectivement) à la vérité terrain. Dans le travail présenté, la vérité terrain est uniquement connue pour les séquences d'images simulées.

6.2. Les estimateurs robustes

La notion d'estimation robuste du mouvement provient de l'analyse statistique. Elle se base sur la supposition qu'un modèle est représentatif des mesures d'erreurs attendues pour les images considérées. Cependant ces mesures peuvent aussi contenir des données « aberrantes », pour lesquelles l'erreur de mouvement dévie de sa distribution statistique.

Une méthode est dite « robuste » si elle permet d'estimer les paramètres du modèle caractérisant les mesures d'erreurs attendues.

Lorsque le modèle est estimé, il est possible de séparer les différentes mesures observées à partir des images en deux catégories :

- **les mesures « cohérentes »** en termes de mouvement. Ces mesures sont celles dont l'erreur fait partie d'un intervalle de confiance défini à partir du modèle précédent. Cet intervalle correspond aux erreurs attendues pour les images considérées.
- **Les mesures « aberrantes »** en termes de mouvement. Ces mesures ne sont pas définies par le modèle représentatif de l'image. Elles sont identifiées par le fait qu'elles n'appartiennent pas à l'intervalle de confiance.

Cette différenciation des mesures est notamment utile lorsque plusieurs mouvements apparaissent dans une image, ou lorsque des occultations se font entre les images. Par ailleurs, à cause du bruit présent sur les images et aux effets de crénelage aux contours fortement contrastés, ces erreurs aberrantes peuvent être présentes dans des régions d'intérêt. Elles peuvent par conséquent biaiser l'estimation du mouvement.

Comme il a été vu précédemment, les algorithmes de flot optique cherchent à minimiser une fonctionnelle d'erreur E . A cette fin, des techniques statistiques robustes peuvent être utilisées pour pondérer différemment ces erreurs [71], [72]. Pour cela, des fonctions de robustesse sont employées, telles que les fonctions de Lorentz ou de Geman et McClure, données par les équations respectivement :

$$\rho(x, \sigma_\rho) = \log \left(1 + \frac{1}{2} \left(\frac{x}{\sigma_\rho} \right)^2 \right) \text{ et } \rho(x, \sigma_\rho) = \frac{x^2}{\sigma_\rho^2 + x^2}, \quad (\text{II-22}) \text{ et } (\text{II-23})$$

où σ_ρ est appelé **paramètre de contrôle**.

Généralement, lors de la minimisation du terme d'énergie, ce ne sont pas les fonctions de robustesse qui sont utilisées mais leurs dérivées premières. La dérivée de la fonction de Lorentz et de Geman et McClure sont respectivement :

$$\psi(x, \sigma_\rho) = \frac{2x}{2\sigma_\rho^2 + x^2} \text{ et } \psi(x, \sigma_\rho) = \frac{2x\sigma_\rho^2}{(\sigma_\rho^2 + x^2)^2}. \quad (\text{II-24}) \text{ et } (\text{II-25})$$

Le paramètre de contrôle σ_ρ permet de définir la forme de la dérivée $\psi(\cdot, \sigma_\rho)$ de la fonction de robustesse. Il est proportionnel au seuil, noté τ_ρ , séparant les mesures cohérentes des mesures aberrantes. Ce seuil est défini comme étant la valeur annulant la dérivée seconde de la fonction de robustesse considérée. Considérant les fonctions de Lorentz et de Geman et McClure, les relations permettant de déterminer le paramètre de contrôle σ_ρ et le seuil τ_ρ sont respectivement :

$$\sigma_\rho = \tau_\rho / \sqrt{2} \text{ et } \sigma_\rho = \tau_\rho \sqrt{3}. \quad (\text{II-26}) \text{ et } (\text{II-27})$$

Ainsi pour une valeur de seuil de robustesse donnée, il est possible, selon la fonction de robustesse utilisée, de déterminer la valeur du paramètre de contrôle correspondant.

En Figure 16 sont présentés des exemples de fonctions de robustesse (à gauche) ainsi que leurs dérivées (à droite).

La première est la fonction quadratique ($f(x) = x^2$) qui est communément appliquée dans les algorithmes de flot optique. Sa dérivée est la droite $f'(x) = 2x$.

Les deux autres fonctions présentées en Figure 16 sont celles Lorentz et de Geman et McClure. Ici, le seuil de robustesse τ_ρ étant égale à 10, l'intervalle de confiance est [-10 ; 10].

La forme de la dérivée $\psi(\cdot, \sigma_\rho)$ peut être décrite dans les deux cas comme :

- Dans l'intervalle de confiance $[-\tau_\rho; \tau_\rho]$: $\psi(\cdot, \sigma_\rho)$ suit une courbe passant par zéro.
- Hors de l'intervalle de confiance : $\psi(\cdot, \sigma_\rho)$ tend vers zéro.

Ainsi, la forme de $\psi(\cdot, \sigma_\rho)$ permet de pondérer différemment les termes d'erreur en entrée.

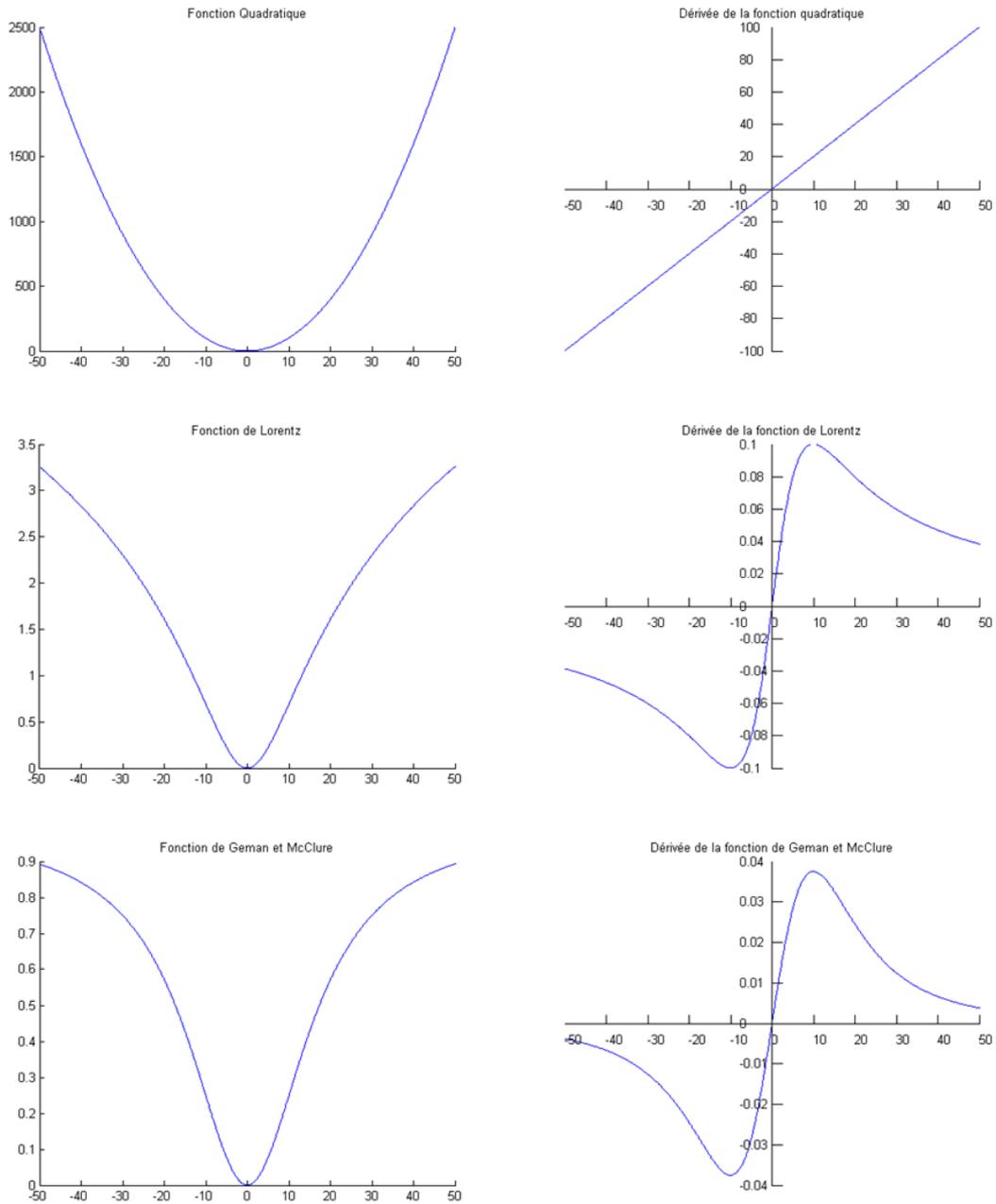


Figure 16: Différentes fonctions de robustesse (à gauche) et leurs dérivées (à droite). Les fonctions de Lorentz et de Geman et McClure ont un seuil de robustesse τ_ρ égal à 10.

7. Distribution du signal en IRM

Les stratégies de correction de mouvement développées durant cette thèse sont basées sur les images de module. Or ces images de module sont entachées de bruit qui dépend de l'instrumentation (comme le nombre de canaux de l'antenne utilisées et leurs dispersions relatives), de la séquence utilisée et du processus de reconstruction (imagerie parallèle). Dans cette partie, une description du modèle du signal est par conséquent donnée.

7.1. Distribution du signal avec une reconstruction multicanaux

Comme expliqué en § I.2.1, le signal observé acquis par un canal de l'antenne est corrompu par un bruit gaussien sur sa partie réelle et sur sa partie imaginaire (cf. § I.2.1, équation (I-2) et Figure 2). Le signal de module ainsi observé dans l'espace k , pour un canal l de l'antenne dans le domaine spatial, $o_l(x, y)$ peut s'écrire :

$$o_l(k_x, k_y) = s_l(k_x, k_y) + n(\sigma), \forall l \in \{1, \dots, L\}, \quad (\text{II-28})$$

où $s_l(x, y)$ est la valeur du signal de module sous-jacent (i.e. non bruité) et L est le nombre de canaux de l'antenne utilisée lors de l'acquisition. n est un bruit modélisé par une gaussienne issu des bruits gaussiens $n_{1l}(\sigma)$ et $n_{2l}(\sigma)$ (de déviation standard σ) additionnés aux parties réelle et imaginaire du signal acquis dans l'espace k (cf. § I.2.1). Il est donné par la formule suivante :

$$n(\sigma) = n_{1l}(\sigma) + in_{2l}(\sigma). \quad (\text{II-29})$$

Lorsqu'une antenne multicanaux est utilisée avec une combinaison des images en somme des carrés, le bruit résultant a une distribution chi non-centrée (χ -nc) [73], [74]. La fonction de densité de probabilité (FDP) de la distribution χ -nc, notée $f(\cdot, \sigma)$, est donnée par l'équation suivante :

$$f(o(p)|s(p), \sigma) = \frac{o(p)^L}{\sigma^2 s(p)^{L-1}} e^{-\frac{o(p)^2 + s(p)^2}{2\sigma^2}} I_{L-1}\left(\frac{o(p)s(p)}{\sigma^2}\right) h(o(p)), \quad (\text{II-30})$$

où p est la position du pixel dans le domaine spatial. $o(p)$ est le signal observé dans l'image reconstruite. $s(p)$ est le signal sous-jacent, non bruité de l'image reconstruite. σ est le paramètre de la distribution χ -nc. $I_{L-1}(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée de première espèce d'ordre $(L - 1)$. $h(\cdot)$ est la fonction de Heaviside.

Cette FDP dépend de la valeur du signal sous-jacent $s(p)$ pour le pixel considéré. Ainsi pour différentes valeurs du signal sous-jacent, la distribution du signal de module n'aura pas la même forme comme le montrent les exemples en Figure 17.

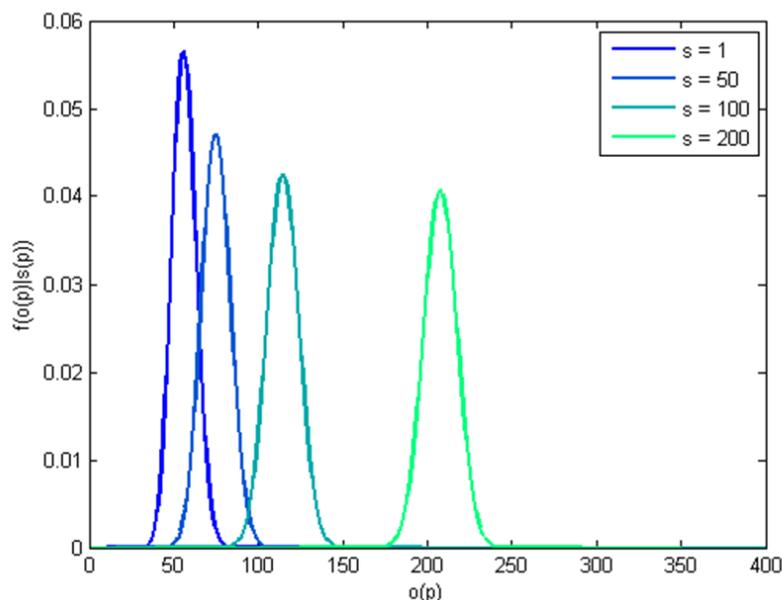


Figure 17 : Exemples de FDP χ -nc pour différentes valeurs de signal sous-jacent ($s(p)$ égal à 1, 50, 100 et 200). L est égal à 16 et σ est égal à 10.

La distribution χ -nc a plusieurs propriétés qui sont souvent utilisées notamment lors de l'estimation du paramètre de distribution σ ou du signal sous-jacent $s(p)$ (cf. § III.9.1.2 et § III.9.1.3).

- Si $L = 1$, la distribution χ -nc est réduite à une distribution Ricienne [75].
 - Si $s(p) = 0$, la distribution Ricienne est réduite à une distribution de Rayleigh.
 - Si $s(p) \gg \sigma$, la distribution Ricienne est estimée par une gaussienne.
- Quel que soit L :
 - Si $s(p) = 0$, la distribution χ -nc est réduite à une distribution chi centrée (χ -c).
 - Si $s(p) \gg \sigma$, la distribution χ -nc est estimée par une gaussienne.

7.2. Distribution du bruit en imagerie parallèle GRAPPA

L'acquisition du signal avec l'utilisation de la reconstruction GRAPPA n'est que partiellement parallèle étant donné que des lignes d'auto-calibration sont acquises en plus de l'espace k sous-échantillonné. De plus, les lignes non-acquises sont reconstruites à partir des lignes acquises de plusieurs canaux (cf. § I.2.2.3). Pour ces raisons, la distribution du signal de module est plus difficile à déterminer. Les distributions utilisées sont généralement des approximations de la véritable distribution du signal.

7.2.1. Approximation par un nombre d'antenne réduit

Une première manière simple d'approximer la distribution du signal de module est de considérer l'acquisition parallèle comme étant une acquisition multicanaux classique avec un nombre de canal divisé par le facteur d'accélération [76].

Ce modèle ne prend pas en compte le fait que les lignes non-acquises sont reconstruites à partir des lignes acquises. Il se contente de considérer les lignes acquises sans prendre en compte le processus de reconstruction des images.

7.2.2. Approximation avec prise en compte de l'intercorrélacion entre les canaux de l'antenne

Plusieurs études ont été publiées afin de prendre en compte l'intercorrélacion entre les canaux [77]–[79]. Ces coefficients d'intercorrélacion entre les canaux i et j , noté ρ_{ij} , sont présentés sous forme de matrice donnée ci-dessus :

$$\Sigma^2 = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1L} \\ \rho_{21} & 1 & \cdots & \rho_{2L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{L1} & \rho_{L2} & \cdots & 1 \end{pmatrix}. \quad (\text{II-31})$$

Le modèle de distribution du signal est toujours une approximation en χ -nc (cf. équation (II-30)), mais des paramètres effectifs (nombre de canaux effectifs, noté L_{eff} , et le paramètre de distribution effectif σ_{eff}) sont utilisés. Ils sont définis via les équations suivantes :

$$L_{eff} = L \left(1 + (L - 1) \frac{s_T^2 \langle \rho^2 \rangle + L \sigma^2 \langle \rho^4 \rangle}{s_T^2 + L \sigma^2} \right)^{-1} \quad (\text{II-32})$$

et

$$\sigma_{eff} = \sigma^2 \left(1 + (L - 1) \frac{s_T^2 \langle \rho^2 \rangle + L \sigma^2 \langle \rho^4 \rangle}{s_T^2 + L \sigma^2} \right), \quad (\text{II-33})$$

avec

$$\langle \rho^n \rangle = \frac{1}{L(L-1)} \sum_{i \neq j} \rho_{ij}^n \quad \text{et} \quad s_T^2 = \sum_{l=1}^L |s_l|^2. \quad (\text{II-34}) \quad \text{et} \quad (\text{II-35})$$

Les auteurs de [79] donnent aussi des simplifications de ces paramètres effectifs dans des cas particuliers. Notamment, pour le « fond » de l'image ($s = 0$), les paramètres effectifs sont réduits à :

$$L_{eff,F} = \frac{L}{1 + \langle \rho^4 \rangle (L-1)} \quad (\text{II-36})$$

et

$$\sigma_{eff,F} = \sigma^2(1 + \langle \rho^4 \rangle (L - 1)). \quad (II-37)$$

Dans les zones à haut SNR (c'est-à-dire $s_T^2/\sigma^2 \rightarrow \infty$), les paramètres effectifs sont :

$$L_{eff,S} = \frac{L}{1 + \langle \rho^2 \rangle (L - 1)} \quad (II-38)$$

et

$$\sigma_{eff,S} = \sigma^2(1 + \langle \rho^2 \rangle (L - 1)). \quad (II-39)$$

Cependant, afin d'utiliser ce modèle, il est nécessaire d'approximer au préalable les coefficients d'intercorrélation entre les canaux de l'antenne.

III. Estimation robuste de mouvement de manière adaptative à l'image

Dans ce chapitre l'estimation du mouvement appliqué à des séquences d'images IRM est plus amplement considérée. Comme vu dans les chapitres précédents de ce manuscrit, le processus d'acquisition des images IRM engendre du bruit. Il est donc important de proposer une méthode d'estimation robuste.

Ce chapitre se divise de la manière suivante :

- En première partie, l'algorithme de Black et Anandan est détaillé, cette méthode ayant été utilisée dans les travaux présentés dans ce manuscrit.
- En seconde partie, la méthode d'estimation des paramètres de robustesse de manière adaptative au bruit spécifique aux images IRM est donnée.
- En troisième partie, l'architecture de l'estimation de mouvement est présentée.
- En quatrième partie, les résultats des tests de validation de la méthode d'estimation des paramètres de robustesse sont présentés.
- En cinquième partie, les résultats de l'estimation de mouvement avec la méthode proposée sur des séquences synthétiques et réelles sont donnés.

8. Estimation robuste du mouvement : méthode de Black et Anandan

Dans la famille des estimateurs robustes, l'algorithme de Black et Anandan [80] a été utilisé dans les travaux rapportés dans ce manuscrit. En effet, cet algorithme est utilisé aujourd'hui comme une approche de base d'estimation robuste du mouvement [81].

Le terme d'énergie à minimiser dans cette méthode fait intervenir un estimateur robuste (cf. § II.6.2). Cette énergie s'écrit:

$$E_{BA} = \sum_p \left[\lambda_D \rho(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D) + \lambda_S \left[\sum_{n \in G_p} [\rho(u_p - u_n, \sigma_S) + \rho(v_p - v_n, \sigma_S)] \right] \right]. \quad (\text{III-40})$$

La fonctionnelle comporte deux termes. Le premier est le terme de conservation des données (index D), issu de l'EFO. Le deuxième est un terme de régularisation. Comme pour la méthode d'Horn et Schunck, ce deuxième terme correspond à un lissage spatial du champ de déplacement donnant ainsi une cohérence spatiale à celui-ci (index S). λ_D contrôle la contribution du terme de conservation des données alors que λ_S contrôle celle du terme de lissage. p est le jeu de coordonnées du pixel considéré. G_p est un ensemble constitué des voisins directs (4-connectiques) du pixel considéré.

La différence majeure entre cette formulation et celle de la méthode de Horn et Schunck est l'utilisation de la fonction de robustesse $\rho(\cdot, \sigma_\rho)$ dans les deux termes de la fonctionnelle d'erreur.

Dans leur méthode, Black et Anandan utilisent une méthode de surrelaxation successive [67] (de la même famille que la méthode de Gauss-Seidel [67]). De cette dernière résulte le système d'équations itératives suivantes :

$$\begin{cases} u_p^{(n+1)} = u_p^{(n)} - \omega \frac{1}{T(u_p)} \frac{\partial E}{\partial u_p} \\ v_p^{(n+1)} = v_p^{(n)} - \omega \frac{1}{T(v_p)} \frac{\partial E}{\partial v_p} \end{cases} \quad (\text{III-41})$$

où ω est le paramètre de surrelaxation. $T(u_p)$ et $T(v_p)$ sont des bornes supérieures des dérivées partielles secondes de E_{BA} par rapport à u et v respectivement. Il est à noter que les dérivées premières de la fonctionnelle d'erreur sont aussi nécessaires aux calculs de ce système. Ces dérivées premières sont :

$$\frac{\partial E}{\partial u_p} = \sum_{p \in P} \left[\lambda_D I_x(p) \psi(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D) + \lambda_G \sum_{n \in G_p} \psi(u_p - u_n, \sigma_S) \right], (\text{III-42})$$

et

$$\frac{\partial E}{\partial v_p} = \sum_{p \in P} \left[\lambda_D I_y(p) \psi(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D) + \lambda_G \sum_{n \in G_p} \psi(v_p - v_n, \sigma_S) \right], (\text{III-43})$$

où $\psi(\cdot, \sigma_\rho)$ est la dérivée de la fonction de robustesse utilisée.

Etant donné que le modèle statistique des mesures d'erreur attendues n'est pas connue, en pratique Black et Anandan testent différentes valeurs de seuil τ_ρ pour définir celui qui aboutit aux meilleurs résultats.

9. Adaptation automatique de l'estimation de mouvement à la distribution du signal de module

La contribution principale du travail présenté dans ce chapitre consiste à adapter le choix du seuil de robustesse à la nature du bruit inhérent aux images IRM et ce de manière probabiliste. La valeur de τ_ρ est déterminée en se basant sur la distribution de l'erreur de compensation du mouvement. Cette dernière est vue comme une différence de deux images : celle de référence et de l'image compensée (cf. équation (II-9)).

Ainsi dans un premier temps l'approche générale est détaillée. Enfin la réalisation de cette méthode lors de l'utilisation de séquences d'images IRM est plus amplement expliquée. En effet celles-ci ont une distribution du signal de module suivant le modèle de distribution χ -nc (cf. § II.7), ce qui nécessite une architecture particulière de la méthode.

9.1. Calcul de la distribution du signal d'erreur entre deux images

9.1.1. Distribution de la différence de deux images

La fonctionnelle d'erreur de Black et Anandan est composée de deux termes (un de conservation des données, l'autre de lissage spatial du champ de déplacement). Pour chacun de ces termes une fonction de robustesse est appliquée, chacune ayant un paramètre de contrôle spécifique. Dans un premier temps, le paramètre de contrôle du terme de conservation des données est estimé.

- NB : L'équation de flot optique en équation (II-10), intervenant dans le terme d'énergie en équation (III-40), n'est pas directement employée ici. La méthode proposée se base sur l'équation (II-9), dont est issue l'équation de flot optique, car elle fait intervenir les deux images en entrée dont le modèle du signal est connu (cf. §II.7).

En présence de bruit, l'hypothèse de conservation de l'intensité en équation (II-9) n'est jamais satisfaite. Sa partie droite est en fait égale à une erreur sur le signal notée e , comme donné en équation (III-44) :

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) - I(x, y, t) = e. \quad (\text{III-44})$$

La distribution de cette erreur est à déterminer afin d'en définir l'intervalle de confiance qui représentera les mesures cohérentes. Afin de déterminer la FDP de cette erreur, l'hypothèse suivante est faite :

- Hypothèse de conservation de la distribution : Le signal des images utilisées (l'image déplacée et l'image de référence) peut être modélisé, en un pixel p , par la même FDP notée $f(\cdot | s(p), \sigma)$.

Ceci est expliqué par les points suivants :

- Le processus peut être considéré comme **stationnaire** dans le temps. Les paramètres de la distribution χ -nc restent inchangés pour une même séquence, par conséquent chaque image de la séquence a la même distribution. Le paramètre de distribution σ est donc le même pour chaque image de la séquence. De même le nombre d'antennes est toujours pris comme étant égal au nombre d'antenne divisé par le facteur d'accélération utilisé pour le sous-échantillonnage de l'espace k lors de l'acquisition.
- Le processus d'acquisition de l'image n'est **pas ergodique**. La FDP du signal dépend de la valeur du signal sous-jacent (cf. § II.7). Il est supposé que, en un pixel, l'image déplacée et l'image de référence ont le même signal sous-jacent $s(p)$. Ceci est expliqué par le fait que l'image déplacée compensée en termes de mouvement se trouvera à la même position que l'image de référence (donc que les

tissus sont les mêmes en tout pixel). Ainsi la méthode se place dans des conditions d'après estimation du mouvement.

Le fait que la loi de distribution de la différence de deux variables aléatoires soit une convolution des distributions de ces deux variables est utilisé afin de déterminer la distribution de l'équation. Ainsi, la distribution de l'erreur de compensation de mouvement e , notée $g(.|s(p), \sigma)$, est donnée par l'intégral de convolution suivante :

$$g(e|s(p), \sigma) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(o(p)|s(p), \sigma)f(o(p) + e|s(p), \sigma)do, \quad (\text{III-45})$$

où le signal observé sur l'image déplacé a été substitué par l'expression suivante :

$$o(p + dp, t + dt) = o(p, t) + e. \quad (\text{III-46})$$

La distribution du signal $f(.|s(p), \sigma)$ ayant une forme relativement complexe, aucune solution analytique n'a été trouvée pour calculer la distribution sur l'erreur $g(.|s(p), \sigma)$. Cette dernière a donc été calculée numériquement par intégration par la méthode des trapèzes.

- NB : Etant donné que la distribution du signal en IRM dépend du signal sous-jacent $s(p)$ (cf. § II.7), il en va de même pour la distribution de l'erreur sur le signal e . Ainsi, il est nécessaire de calculer, pour chaque signal sous-jacent possible $s(p)$, la distribution $g(.|s(p), \sigma)$ correspondante.

Limitations du calcul numérique :

La distribution χ -nc fait intervenir une fonction de Bessel modifiée de première espèce d'ordre $L - 1$, qui augmente de manière exponentielle. Par conséquent, la précision sur son calcul diminue lorsque la valeur prise en entrée de la fonction devient trop importante. A partir d'une certaine valeur en entrée, la fonction finit par saturer. Or, selon l'équation (II-30), cette entrée est proportionnelle à la valeur de signal observé $o(p)$. Elle est aussi inversement proportionnelle à la valeur du paramètre de distribution σ .

Afin de détecter cette dérive dans le calcul des distributions, une condition a été ajoutée sur la fonction de répartition correspondante. En effet, de par la convolution de deux distributions identiques (en équation (II-30)), la distribution résultante est symétrique et a une moyenne nulle. Ceci équivaut à dire que la fonction de répartition associée est égale à 0,5 en zéro.

Remarque : Etant donné que le calcul est numérique, la fonction de répartition associée à l'équation (III-45) n'est pas toujours exactement égale à 0,5 en zéro. Par conséquent ce critère doit être satisfait à une erreur (ε très petit) près.

Ainsi lorsque la fonction modifiée de Bessel d'ordre $L - 1$ sature (pour $o_{lim}(p) \gg \sigma$), le calcul des distributions est arrêté. Le problème est de savoir quelle distribution utiliser pour les valeurs de signal supérieures à $o_{lim}(p)$.

Comme décrit en § II.7, la distribution χ -nc est approximée par une gaussienne lorsque le RSB est grand [82]. Ainsi, pour toutes valeurs de $o(p)$ supérieures à $o_{lim}(p)$, la distribution $g(\cdot | s_{lim}(p), \sigma)$ est utilisée.

Néanmoins, avant de pouvoir calculer les distributions de l'erreur du signal $g(\cdot | s(p), \sigma)$, il est nécessaire d'estimer les différents paramètres de la distribution initiale du signal $f(o(p) | s(p), \sigma)$ en équation (II-30). Une fois ces paramètres estimés (le paramètre de distribution σ , et les valeurs possibles de signal sous-jacent), il sera ensuite possible de calculer la convolution en équation (III-45). Dans les parties suivantes, les différentes méthodes d'estimation de ces paramètres sont détaillées.

9.1.2. Estimation du paramètre de distribution du signal

Comme expliqué précédemment, la distribution du signal en IRM avec utilisation d'un procédé d'acquisition multicanaux est modélisé par la distribution χ -nc (cf. § II.7). Dans ce paragraphe, une méthode d'estimation du paramètre σ de cette distribution est proposée. Les notations définies en § II.7 sont reprises ici. L est le nombre de canal de l'antenne de surface utilisée lors de l'acquisition des images.

Rappel : Pour $L = 1$, la distribution χ -nc se réduit en une distribution Ricienne.

Il existe de nombreuses méthodes permettant d'estimer le paramètre de distribution σ de la distribution χ -nc [83]. Elles se basent généralement sur des propriétés particulières de cette distribution. Parmi ces propriétés, il y a :

- Pour $L = 1$ et $s(p) = 0$:
La réduction de la distribution Ricienne en une distribution de Rayleigh.
- Quel que soit L et $s(p) = 0$:
La réduction de la distribution χ -nc en une distribution χ -c.
- Quel que soit L et $s(p) \gg \sigma$:
L'approximation de la distribution χ -nc par une distribution Gaussienne.

Les images utilisées en thermométrie par IRM ayant un champ de vue réduit, il n'y a généralement pas de zones sans signal ($s(p) = 0$) présentes dans les images. Les deux premiers cas particuliers présentés ci-dessus ne sont donc pas utilisables. Afin de ne pas utiliser d'approximation sur la distribution du signal la méthode d'estimation du paramètre de distribution σ utilisée dans ces travaux est celle du maximum de vraisemblance [84]–[86].

Pour cela le couple de paramètre (s, σ) recherché doit maximiser la FDP (supposée χ -nc) d'un échantillon de pixels sur l'image :

$$p(o_i | s, L, \sigma) = \prod_{i=0}^n \frac{s}{\sigma^2} \left(\frac{o_i}{s}\right)^L e^{-\frac{s^2+o_i^2}{2\sigma^2}} I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right), \quad (\text{III-47})$$

où $\{o_1, \dots, o_n\}$ sont n variables aléatoires indépendantes identiquement distribuées. Cet échantillon provient d'une région d'intérêt homogène en termes de signal sélectionnée par l'utilisateur. Ainsi la valeur du signal sous-jacent s estimé par cette méthode correspond à celui de la région d'intérêt sélectionnée. Il ne sera donc pas utile dans la suite des travaux présentés. Cependant son estimation, simultanée à celle de σ , par la méthode de maximum de vraisemblance est nécessaire au bon fonctionnement de celle-ci.

Chercher à maximiser l'équation (III-47) revient à maximiser son logarithme népérien, noté $H(s, \sigma^2)$, ce qui permet de linéariser cette probabilité :

$$H(s, \sigma^2) = (1 - L)n \ln(A) - n \ln(\sigma^2) + L \sum_{i=0}^n \ln(o_i) - \frac{ns^2}{2\sigma^2} - \sum_{i=0}^n \frac{o_i^2}{2\sigma^2} + \sum_{i=0}^n \ln\left(I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)\right). \quad (\text{III-48})$$

La fonction $H(s, \sigma^2)$, prend en entrée non pas σ mais σ^2 . En effet, il est plus simple d'utiliser cette fonction par rapport à σ^2 . Ainsi, σ^2 est estimé dans un premier temps, puis σ en est ensuite facilement déterminé.

La recherche d'un couple de paramètres (s, σ^2) qui maximise l'équation (III-48), donne lieu à deux conditions :

- C1 : (s, σ^2) annule les dérivées partielles de $H(s, \sigma^2)$, ce qui équivaut au fait que (s, σ^2) correspond à un **extremum local**.
- C2 : (s, σ^2) donne une matrice Hessienne de $H(s, \sigma^2)$ définie négative, ce qui équivaut au fait que (s, σ^2) correspond à un **maximum local**.

En ce qui concerne la première condition (C1), les dérivées partielles de $H(s, \sigma^2)$ doivent être nulles. Ces dérivées sont données par le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} \frac{\partial H(s, \sigma^2)}{\partial s} = -ns + \sum_{i=0}^n o_i \frac{I_L\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)}{I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)} = 0 \\ \frac{\partial H(s, \sigma^2)}{\partial (\sigma^2)} = -nL + \left[\frac{ns^2 + \sum_{i=0}^n o_i^2}{2} - s \sum_{i=0}^n o_i \frac{I_L\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)}{I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)} \right] \frac{1}{\sigma^2} = 0 \end{cases}. \quad (\text{III-49})$$

Afin de résoudre ce système d'équations, la méthode de résolution d'équation non linéaire de Levenberg-Marquadt a été utilisée. Pour simplifier l'expression de la dérivée partielle de $H(s, \sigma^2)$ par rapport à σ^2 , un changement de variable $z = 1/\sigma^2$ a été effectué.

Les valeurs initiales de la méthode sont :

- Pour le signal sous-jacent s : la moyenne du signal de la région d'intérêt considérée.

- Pour le paramètre de distribution σ : l'écart type de la région d'intérêt considérée.

A partir de ces valeurs initiales, la méthode de Levenberg-Marquadt permet, par itérations successives, de trouver un couple $(\hat{s}, \hat{\sigma}^2)$ qui résout le système d'équation (III-49).

Selon (C2) pour obtenir un maximum local de la fonction $H(s, \sigma^2)$ en $(\hat{s}, \hat{\sigma}^2)$, il faut que sa matrice Hessienne soit négative. Ces dérivées secondes sont utilisées. Elles sont définies par :

$$\frac{\partial^2 H(s, \sigma^2)}{\partial s^2} = -\frac{n}{\sigma^2} - \frac{2L-1}{s\sigma^2} \sum_{i=0}^n o_i \frac{I_L\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)}{I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)} + \sum_{i=0}^n \frac{o_i^2}{(\sigma^2)^2} \left[1 - \frac{I_L\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)^2}{I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)^2} \right], \quad (\text{III-50})$$

$$\frac{\partial^2 H(s, \sigma^2)}{\partial (\sigma^2)^2} = \frac{nL}{(\sigma^2)^2} + \left\{ (3 - 2L)s \sum_{i=0}^n o_i \frac{I_L\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)}{I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)} - ns^2 - \sum_{i=0}^n o_i^2 \right\} \frac{1}{(\sigma^2)^3} + \left\{ s \sum_{i=0}^n o_i^2 \left[1 - \frac{I_L\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)^2}{I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)^2} \right] \right\} \frac{1}{(\sigma^2)^4}, \quad (\text{III-51})$$

et

$$\frac{\partial^2 H(s, \sigma^2)}{\partial s \partial (\sigma^2)} = \frac{ns}{(\sigma^2)^2} - \frac{s}{(\sigma^2)^3} \sum_{i=0}^n o_i^2 \left[1 - \frac{I_L\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)^2}{I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)^2} \right] + \frac{2(L-1)}{(\sigma^2)^2} \sum_{i=0}^n o_i \frac{I_L\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)}{I_{L-1}\left(\frac{so_i}{\sigma^2}\right)}. \quad (\text{III-52})$$

Lorsque ces deux conditions sont remplies, le paramètre de distribution σ est estimé et peut être utilisé dans l'équation (III-45).

9.1.3. Estimation des valeurs de signal sous-jacent

Une fois le paramètre de distribution σ estimé, il ne reste que les valeurs de signal sous-jacents à déterminer avant de pouvoir utiliser la distribution χ -nc en équation (III-45). Comme expliqué en § I.2.1.1, les signaux sous-jacents sont les valeurs du signal de module non bruité. Il existe plusieurs méthodes d'estimation de la valeur du signal sous-jacent à partir de celle du signal observé. La méthode de Koay *et al* [87] a été utilisée. Cette dernière se base sur les moments de la distribution χ -nc ainsi que sur sa variance.

Le premier moment est donné par la formule suivante :

$$m_1 = \sigma \beta_L M\left(-\frac{1}{2}, L, -\frac{s^2}{2\sigma^2}\right), \quad (\text{III-53})$$

où β_L est défini comme étant :

$$\beta_L = \sqrt{\frac{\pi}{2} \frac{(2L-1)!!}{2^{L-1}(L-1)!}}. \quad (\text{III-54})$$

Le double factoriel est défini par :

$$n!! = n(n-2)(n-4) \dots, \quad (\text{III-55})$$

et $M(\dots)$ est la fonction hypergéométrique confluyente définie par :

$$M(a, b, z) = \sum_{j=0}^{\infty} \frac{(a)_j z^j}{(b)_j j!}. \quad (\text{III-56})$$

Selon les valeur en entrée de $M(a, b, z)$, la fonction hypergéométrique confluyente en équation (III-56) n'est pas calculée de la même manière. Dans [88] (code MATLAB disponible en [89]), le calcul de la fonction hypergéométrique confluyente est étudié selon différents cas. Dans le cas présent, $Re(a)$ et $Re(b)$ ont des signes opposés, ainsi l'approximation de $M(a, b, z)$ faite via les polynômes de Buchholz est préconisée. Pour les valeurs z supérieures à 100, la méthode asymptotique est préconisée pour une meilleure approximation de $M(a, b, z)$.

Le second moment associé à la distribution nc- χ est défini par :

$$m_2 = s^2 + 2L\sigma^2. \quad (\text{III-57})$$

La variance de la distribution χ -nc peut être calculée à partir des deux premiers moments m_1 et m_2 :

$$var = m_2 - m_1^2 = \xi(s|\sigma, L)\sigma^2, \quad (\text{III-58})$$

où $\xi(s|\sigma, L)$ est définie par :

$$\xi(s|\sigma, L) = 2L + \frac{s^2}{\sigma^2} - \left[\beta_L M\left(-\frac{1}{2}, L, -\frac{s^2}{2\sigma^2}\right) \right]^2. \quad (\text{III-59})$$

Ensuite m_2 est substituée dans l'équation (III-58) par l'expression donnée en équation (III-57), la formule suivante est obtenue :

$$s = h(s|m_1, \sigma, L) = \sqrt{m_1^2 + [\xi(s|\sigma, L) - 2L]\sigma^2}. \quad (\text{III-60})$$

Cette dernière formule donne une expression du signal sous-jacent en fonction du :

- Paramètre de distribution de la χ -nc σ : estimé via la méthode de maximum de vraisemblance a posteriori détaillée en § III.9.1.2.
- Premier moment m_1 de la distribution χ -nc : approximé par la valeur du signal observé.

Ces deux valeurs étant connues, il est possible de déterminer la valeur du signal sous-jacent via une résolution d'équation non-linéaire par la méthode de Levenberg-Marquadt citée précédemment.

Ainsi pour chaque valeur possible du signal observé (selon la dynamique de l'image, ici codée sur 12 bits), il est possible d'estimer la valeur du signal sous-jacent $s(p)$ correspondant.

9.2. Définition des valeurs de seuil entre mesures cohérentes et mesures aberrantes

Une fois que le paramètre de distribution σ et les valeurs possibles de signal sous-jacent sont estimés, il est possible de calculer la distribution $g(\cdot | s(p), \sigma)$ donnée en équation (III-45).

Rappel : Une mesure aberrante ne fait pas partie de l'intervalle de valeur $[-\tau_D ; \tau_D]$ attendu sur l'erreur. La valeur de τ_D est à déterminer.

Grâce à la distribution de l'erreur sur le signal en équation (III-45), il est possible de définir cet intervalle de confiance, comme étant les valeurs d'erreur les plus probables, cf. Figure 18. Au contraire, les mesures aberrantes seront les valeurs d'erreur les moins probables, situées en queues de distribution.

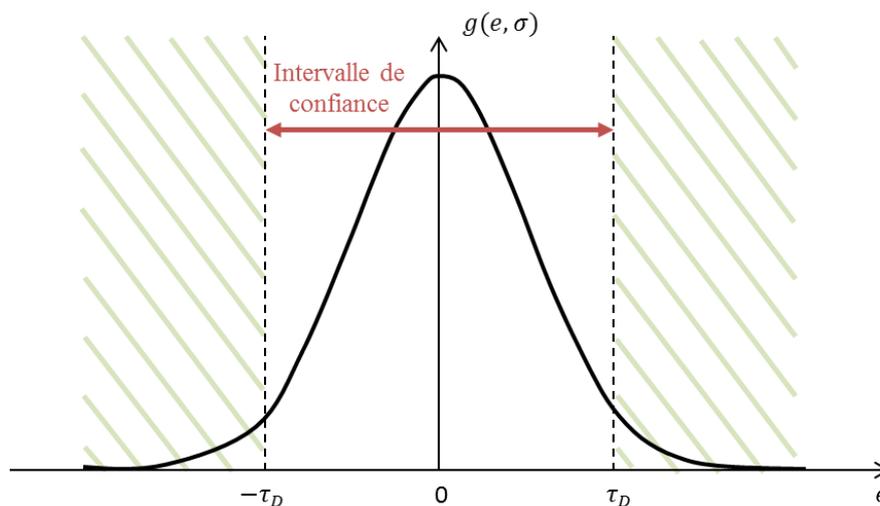


Figure 18 : Schéma explicatif de la définition de l'intervalle de confiance en termes de probabilité sur l'erreur.

Pour déterminer τ_D , un seuil sur la probabilité α est introduit. Ce seuil représente le pourcentage de la distribution en équation (III-45) qui sera défini comme mesures aberrantes. Ainsi le problème complexe du choix du seuil sur l'erreur est transposé en un problème probabiliste.

Afin de simplifier le calcul du seuil τ_D , ce dernier est fait sur la fonction de répartition associée à l'équation (III-45) notée, $F(.|s(p))$. τ_D est la valeur d'erreur pour laquelle :

$$F(-\tau_D|s(p)) + (1 - F(\tau_D|s(p))) = \alpha. \quad (\text{III-61})$$

Le schéma explicatif correspondant est présenté en Figure 19. Le choix de α permet de contrôler le pourcentage de la fonction de répartition qui définit les mesure aberrant (en queues de distribution). L'intervalle de confiance $[-\tau_D ; \tau_D]$ définissant les mesures cohérentes en découle ensuite directement.

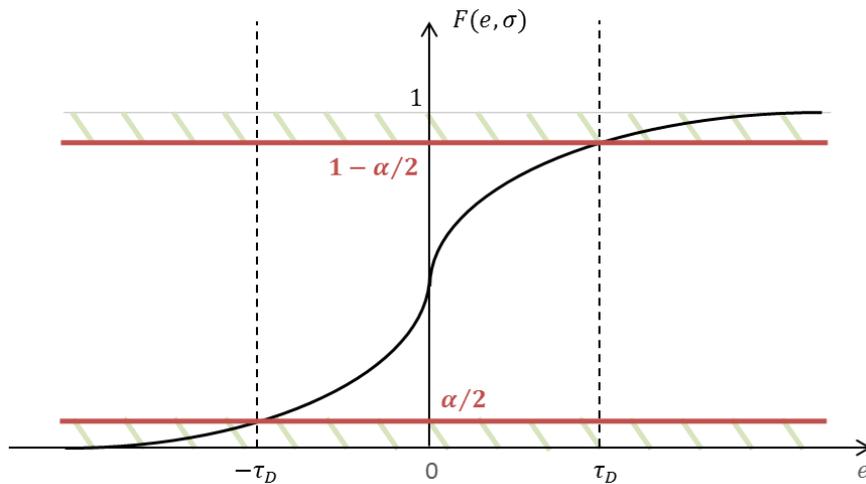


Figure 19 : Schéma explicatif de la détermination du seuil de robustesse τ_D à partir de la fonction de répartition associée à la densité de probabilité en équation (III-45).

Selon la fonction de robustesse utilisée l'équation (II-26) ou (II-27) est ensuite utilisée afin de déterminer la valeur du paramètre de contrôle σ_D .

- NB : α est le seul paramètre en entrée de l'algorithme proposé.

Cette méthode est appliquée pour chaque valeur de signal observé possible comme présenté dans le schéma récapitulatif en Figure 20. Ainsi ce n'est pas une seule valeur du paramètre de contrôle σ_D qui est estimée mais un ensemble. Celles-ci sont stockées dans une table de correspondance, notée $TC(.)$. Cette dernière prend en entrée le signal observé o considéré compris dans la dynamique de l'image correspondant à l'intervalle $[0, 2^Q - 1]$, où Q est le nombre de bits sur lesquels l'image est codée (égal à 12 dans ces travaux). Cette table de correspondance retourne la valeur du paramètre de contrôle σ_D associée au signal observé en entrée.

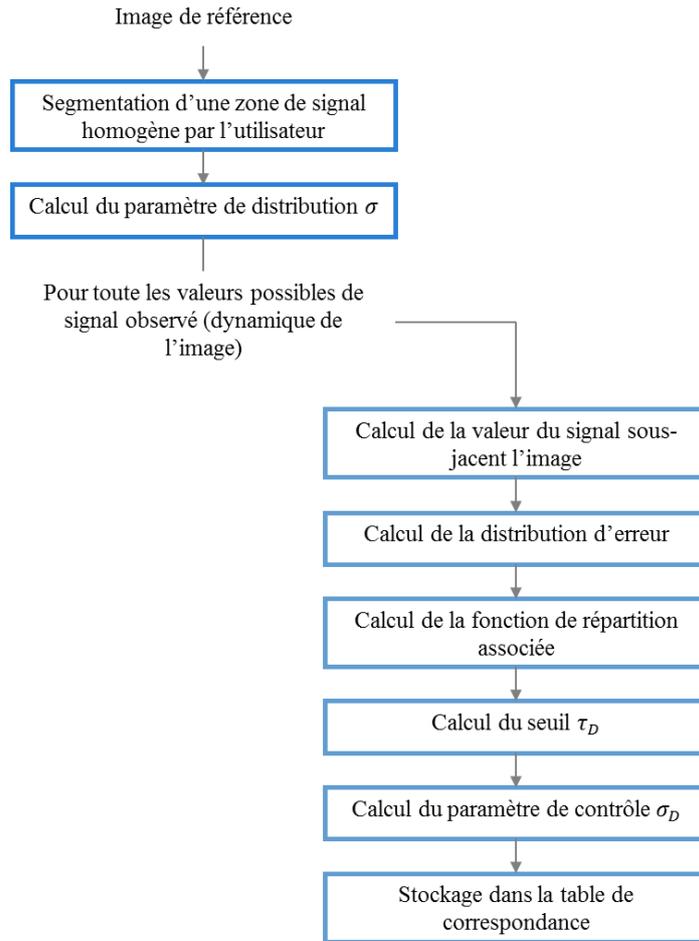


Figure 20 : Schéma de la détermination des valeurs du paramètre de contrôle du terme de conservation des données de la fonctionnelle d'erreur E_{BA} en équation (III-40)

La valeur du paramètre de contrôle du terme de lissage spatiale σ_S , est ensuite déterminée à partir de σ_D selon la relation linéaire suivante :

$$\sigma_S = \sigma_D / 50. \quad (\text{III-62})$$

Cette heuristique découle du travail de [90], [91], qui ont expérimentalement défini les valeurs de σ_D et σ_S comme étant égale à 1,5 et 0,03 respectivement. Ici, le même rapport entre les deux paramètres de contrôle est conservé. Les valeurs de σ_D et de σ_S estimées sont directement utilisées dans les équations itératives du calcul du champ de déplacement en équation (III-41). Ceci est fait pixel par pixel, de par l'estimation locale des valeurs σ_D et σ_S .

L'hypothèse est faite que les deux images en entrée de l'estimation de mouvement ont des distributions identiques. Par conséquent que les signaux sous-jacent, en chaque pixel, sont supposés être les mêmes dans les deux images : celle de référence I_{ref} et l'image courante I . Ainsi, les paires de paramètres de contrôle à utiliser peuvent être récupérées à partir d'une seule des deux images en entrée de l'algorithme d'estimation de mouvement. Pour chaque

valeur de pixel de l'image choisie, la table de correspondance $TC(.)$ créée précédemment est accédée pour les valeurs de signaux observés o dans l'image choisie. Dans les équations itératives en équation (III-41), les dérivées de la fonctionnelle d'erreur sont calculées avec l'utilisation de la paire $(\sigma_D(p), \sigma_S(p))$ de paramètres de contrôle pour le pixel p considéré.

- NB : L'hypothèse de conservation des distributions n'est pas valide sur les contours des objets contenus dans l'image. Cependant, les fonctions en équations (II-24) et (II-25) n'annulent pas, mais réduisent la contribution de l'erreur dans le calcul des vecteurs de déplacement. Ainsi les vecteurs sont tout de même calculés dans ces régions.

10. Architecture de l'algorithme d'estimation de mouvement pour application au temps réel

10.1. Insertion du calcul des cartes de paramètres de contrôle

Etant donnée la chaîne de traitement suivie (cf. § I.4.4, Figure 13) en thermométrie par IRM, cette carte de paramètre de contrôle peut être créée à partir de l'image de référence pour deux raisons :

- Cette image est commune à chaque appel du bloc d'estimation de mouvement. Ainsi la carte de paramètre de contrôle est créée une seule fois.
- Cette image étant sélectionnée dans l'étape de l'atlas, avant chauffage (cf. § I.4.2.1). Il n'y a donc pas de contraintes de calcul temps-réel.

La carte ainsi créée est ensuite conservée en mémoire et est directement accédée par l'algorithme d'estimation de mouvement comme présenté en Figure 21.

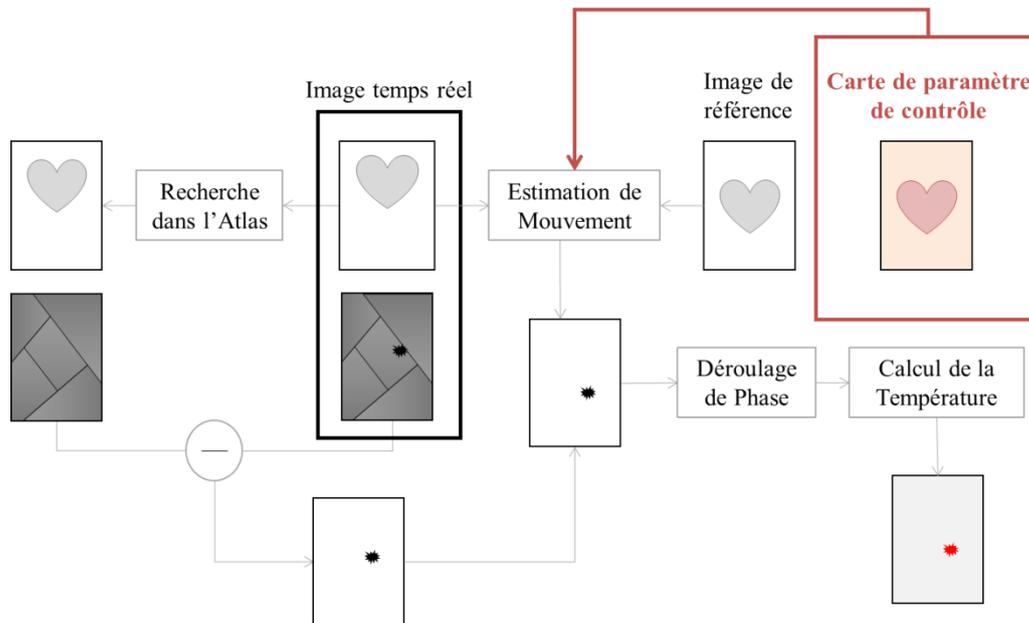


Figure 21 : Chaîne de traitement de thermométrie temps-réel par IRM. La carte de paramètre de contrôle est stockée en mémoire et est accédée par l'algorithme d'estimation de mouvement.

L'utilisation des paramètres de contrôle issus de l'approche présentée en § III.9 est donc compatible avec la thermométrie par IRM. Etant donné que les opérations coûteuses en temps sont effectuées dans la phase d'atlas. Le processus d'estimation de mouvement appliqué aux images en temps réel accède directement la carte de paramètre de contrôle stockée en mémoire.

10.2. Schéma en deux étapes : Estimation de mouvement global suivi de l'estimation du mouvement résiduel

Si l'estimation de mouvement avec utilisation des cartes de contrôle permet d'être robuste aux mesures aberrantes, il est néanmoins nécessaire de prendre en compte les larges déplacements qui peuvent apparaître entre deux images (cf. § II.6.1).

Remarque : L'amplitude de mouvement maximale observée dans les travaux présentés dans ce manuscrit était de 8 pixels (cf. § III.11.1.2).

Les méthodes numériques utilisées pour estimer le mouvement ne convergent généralement que lorsque les amplitudes du déplacement entre deux images sont faibles. Ceci s'explique par le fait que l'estimation de mouvement est réalisée autour du voisinage de chaque pixel de l'image.

Comme expliqué en § II.6.1, il est nécessaire d'initialiser le champ de déplacement par un déplacement global qui se rapproche suffisamment du déplacement réel. Ceci permettra à

l'algorithme de converger vers un minimum optimal qui se trouve dans le voisinage de la solution globale.

Une première méthode est celle de la multi-résolution, présentée en § II.6.1. Cependant, afin d'accélérer au maximum le processus d'estimation du mouvement pour répondre aux contraintes temps-réel de la procédure, une approche en deux étapes est proposée (cf. Figure 22). Cette méthode est généralement utilisée en thermométrie [48].

Schéma en deux étapes :

L'estimation de mouvement se découpe en deux blocs :

- B1 : Une estimation de mouvement global effectuée à partir de l'ensemble de l'image.
- B2 : Un raffinement du mouvement global effectué pixel par pixel.

Le gain de temps provient du premier bloc (B1) qui se fait sur l'ensemble de l'image ce qui est rapide. Il permet d'obtenir un mouvement grossier qui représente les translations, les agrandissements ou rétrécissements entre les deux images en entrée de l'algorithme.

Le second bloc (B2) effectue un raffinement de l'estimation grossière faite précédemment. Il permet notamment de récupérer le mouvement de chaque pixel indépendamment.

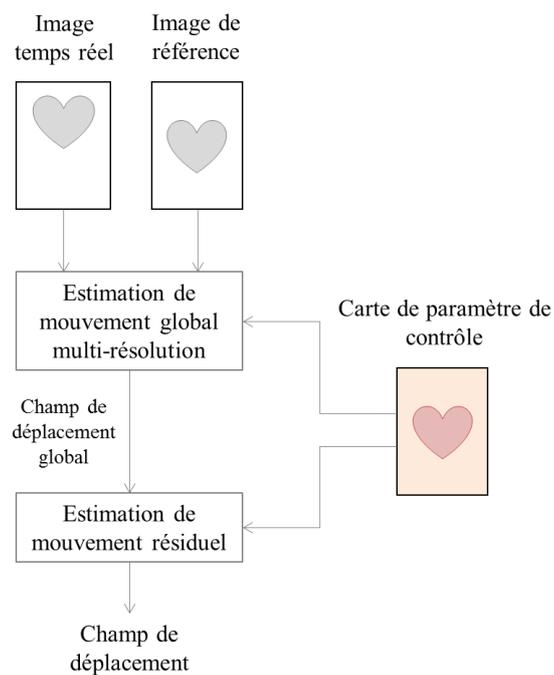


Figure 22 : Schéma du processus d'estimation de mouvement en deux étapes avec utilisation de la carte de paramètre de contrôle.

B1 : Estimation du mouvement global

Dans les travaux présentés, la méthode d'estimation de mouvement globale utilisée est celle présentée en [80]. Elle a la particularité d'être robuste de par l'utilisation des fonctions de robustesse introduites en § II.6.2.

Dans cette méthode, le mouvement est représenté par 6 paramètres $A = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$, suivants le modèle suivant :

$$\begin{cases} u_p = a_0 + a_1(x_p - x_c) + a_2(y_p - y_c) \\ v_p = a_3 + a_4(x_p - x_c) + a_5(y_p - y_c) \end{cases} \quad (\text{III-63})$$

où (x_c, y_c) sont les coordonnées du pixel au centre de l'image. (x_p, y_p) sont les coordonnées du pixel considéré p .

Ce modèle affine à 6 paramètres convient par son sens physique au mouvement présent dans les séquences d'images telles que décrite en § III.11.1.2. En effet, le mouvement respiratoire est majoritairement translationnel, modélisé par les paramètres a_0 et a_3 . Les coefficients de la matrice de déformation affine (a_1, a_2, a_4 et a_5) permettent de capter les déformations naturelles de ce type de séquences.

Les paramètres A sont estimés par une méthode similaire à celle décrite en § III.8. Cette estimation est néanmoins effectuée en multi-résolution (cf. § II.6.1). La fonctionnelle d'erreur à minimiser, notée E_G , est cependant constituée uniquement du terme d'erreur sur les données. En effet, le mouvement issu de l'équation (III-63) est déjà lissé sur l'image et n'a donc pas besoin d'une régularisation supplémentaire.

$$E_G = \sum_{p \in P} [\rho(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D)] \quad (\text{III-64})$$

où u_p et v_p sont donnés par l'équation (III-63) faisant intervenir les paramètres de mouvement global A .

Les équations itératives permettant d'estimer le mouvement global A suivent la méthode de surrelaxation successive suivante :

$$a_i^{(n+1)} = a_i^{(n)} - \omega \frac{1}{T_{a_i}} \frac{\partial E}{\partial a_i}, \forall i \in \llbracket 1, 6 \rrbracket, \quad (\text{III-65})$$

où T_{a_i} est une borne supérieure de la seconde dérivée de la fonctionnelle d'erreur E_G par rapport au paramètre a_i quel que soit $i \in \llbracket 1, 6 \rrbracket$. Ces dérivées sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial E_G}{\partial a_0} = \sum_{p \in P} [I_x(p) \psi(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D)] \\ \frac{\partial E_G}{\partial a_1} = \sum_{p \in P} [I_x(p)(x_p - x_c) \psi(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D)] \\ \frac{\partial E_G}{\partial a_2} = \sum_{p \in P} [I_x(p)(y_p - y_c) \psi(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D)] \\ \frac{\partial E_G}{\partial a_3} = \sum_{p \in P} [I_y(p) \psi(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D)] \\ \frac{\partial E_G}{\partial a_4} = \sum_{p \in P} [I_y(p)(x_p - x_c) \psi(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D)] \\ \frac{\partial E_G}{\partial a_5} = \sum_{p \in P} [I_y(p)(y_p - y_c) \psi(I_x(p)u_p + I_y(p)v_p + I_t(p), \sigma_D)] \end{array} \right. \quad (III-66)$$

Comme pour la méthode présentée en § III.8, les dérivées de la fonctionnelle d'erreur font intervenir la dérivée de la fonction de robustesse. Les valeurs du paramètre de contrôle sont celles des cartes calculées par la méthode proposée dans ce chapitre.

Une fois les paramètres A estimés, le champ de déplacement associé est calculé via l'équation (III-63).

B2 : Estimation du mouvement résiduel

La seconde étape de l'estimation de mouvement correspond au raffinement du champ de déplacement issu de B1. Ce raffinement est fait par le calcul pixel par pixel du déplacement via l'algorithme de flot optique décrit précédemment. Cette méthode n'est pas multi-résolution. Ici, l'initialisation de u_p et v_p dans les équations itératives (III-41) est le champ de déplacement trouvé par l'estimation global du mouvement.

- NB : Les valeurs de λ_D et de λ_S sont égales ($\lambda_D = \lambda_S = 1$), comme il a été trouvé par [91].
- NB : Pour B1 et B2, le paramètre de contrôle utilisé en chaque pixel est celui correspondant dans la carte créée à partir de l'image de référence dans l'atlas.

11. Méthodes de validation

11.1. Jeux de données expérimentales

Afin de valider l'algorithme présenté dans ce chapitre, deux jeux de données ont été utilisés :

- Jeu de séquences simulées, où la vérité terrain du champ de déplacement est connue.
- Jeu de séquences IRM *in vivo*, où la vérité terrain du champ de déplacement est inconnue.

L'image de référence est sélectionnée parmi les images composant la séquence. L'estimation du mouvement est ensuite effectuée entre l'ensemble des images de cette même séquence et l'image de référence. Par conséquent, la chaîne de traitement décrite en § I.4.4 n'est pas exactement suivie. Ceci est principalement dû au faible nombre d'images composant une

séquence (de 15 à 30 images selon les séquences), ce qui ne permet pas de former un atlas et un ensemble d'images correspondant au chauffage.

11.1.1. Séquences simulées

Ce premier jeu de données est composé de 5 séquences d'images. Chaque séquence contient 10 images de résolution 108x72 pixel, codées sur 8 bits.

Des exemples de ces séquences sont présentés en Figure 23 (une séquence par ligne d'images). Seules 6 images des séquences sont exposées. Leur place dans la séquence est donnée par leur indice.

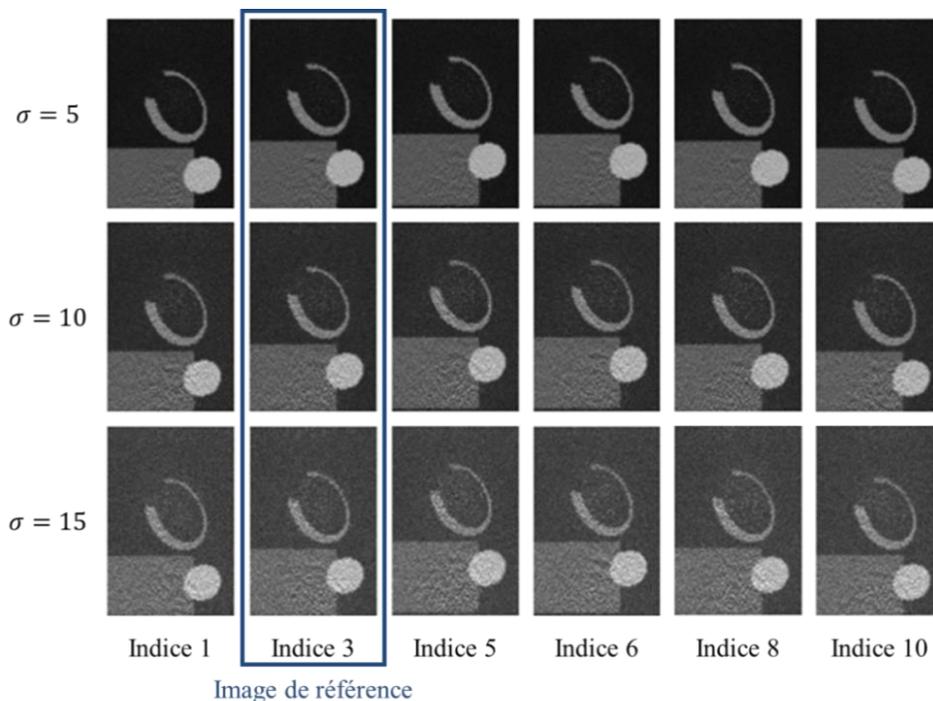


Figure 23 : Exemples de séquences simulées. Chaque ligne d'images correspond à une séquence distincte (ligne du haut la séquence pour $\sigma = 5$, celle du milieu la séquence pour $\sigma = 10$ et celle du bas la séquence pour $\sigma = 15$). Chaque colonne correspond à un indice d'image dans la séquence. L'image de référence dans le processus d'estimation du mouvement est celle d'indice 3.

Les séquences simulées ont subies un double-traitement :

- Une simulation du mouvement de respiration (aucune simulation de la contraction cardiaque).
- Une simulation du bruit d'acquisition en IRM.

Simulation du mouvement :

Le mouvement est induit par application d'un modèle de mouvement global. Celui-ci a pour but de modéliser un mouvement de respiration (inspiration et expiration). Ainsi pour aboutir à un cycle complet, comprenant expiration et inspiration, le mouvement suivant est appliqué :

- Expiration : translation vers le haut pour les 5 premières images (indice 1, 3 et 5 en Figure 23).
- Inspiration : translation vers le bas pour les 5 dernières images (indice 6, 8 et 10 en Figure 23).

Ce mouvement de respiration est représenté par une translation verticale de 2 pixels d'amplitude entre chaque image consécutive de la séquence.

Remarque : Aucun déplacement n'est appliqué entre les images d'indice 5 et 6.

Simulation du bruit :

Le bruit d'acquisition IRM est simulé via le module disponible en [92]. Ce dernier permet de bruite les parties imaginaire et réelle du signal complexe de l'image en entrée, après sa transformation dans l'espace k , avec une gaussienne centrée d'écart type σ (cf. § I.2.1 et Figure 2). Cette méthode permet notamment de modéliser le bruit en imagerie parallèle.

La simulation du bruit est appliquée avec les paramètres d'acquisition et de reconstruction suivants :

- Nombre d'antennes : 32
- Reconstruction GRAPPA :
 - Facteur d'accélération : 2
 - Lignes d'auto-calibration : 24
 - Corrélation inter-antennes : aucune
- Combinaison des images : sommes des carrés

La différence entre chacune des 5 séquences composant ce jeu de données est le niveau de bruit. Les valeurs de l'écart type de la gaussienne appliquée dans l'espace k vont de 5 à 15 avec un pas de 2,5.

- NB : L'image de référence à utiliser dans le processus d'estimation de mouvement est celle en position moyenne dans le cycle cardiaque, c'est-à-dire celle d'indice 3 (cf. Figure 23).

Remarque : L'image d'indice 8 est située à la même position de référence.

11.1.2. Séquences IRM *in vivo*

Le second jeu de données est composé de séquences de thermométrie cardiaque par IRM [93]. Ces séquences sont au nombre de 13. Elles ont été acquises sur des volontaires sains en conditions de respiration libre avec un déclenchement de l'acquisition basée sur l'ECG.

Paramètres d'acquisition :

Les séquences sont acquises à 1,5T (Siemens Avanto) avec les paramètres suivants :

- Type de séquence : Single Shot EPI
- Reconstruction GRAPPA :
 - Facteur d'accélération : 2
 - Lignes d'auto-calibration : 24
- Champ de vue : 187,67x280 mm
- Matrice : 72x108
- Nombre de coupes : 3
- Epaisseur de coupe : 7mm
- Orientation de coupe : Coronal (légèrement ajusté pour comprendre le mouvement respiratoire)
- TE : 17
- TR : 257
- Angle de bascule : 65°

Gestion du recouvrement :

Dans la direction de codage de phase, deux bandes de saturation sont positionnées de part et d'autre de l'image afin d'éviter tout recouvrement sur l'image (cf. Figure 24).

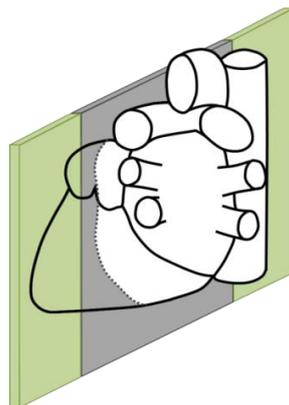


Figure 24 : Schéma du placement des bandes de saturation (en vert) par rapport à la coupe à acquérir (en gris) afin d'éviter le recouvrement.

Annulation du signal du flux sanguin :

Le signal du flux sanguin est annulé via l'utilisation d'une bande de saturation (cf. Figure 25). En effet le signal de ce flux est saturé juste avant que celui-ci n'« entre » dans la coupe à acquérir. L'annulation de ce signal permet de réduire en grande partie le mouvement chaotique qu'il produit dans le ventricule gauche.

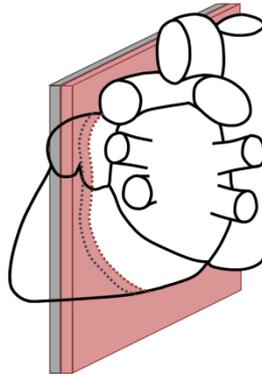


Figure 25 : Schéma du placement de la bande de saturation (en rouge) par rapport à la coupe à acquérir (en gris) afin d'annuler le signal du flux sanguin.

Sélection de l'image de référence :

Pour chaque séquence, l'image de référence est sélectionnée comme étant celle en milieu de cycle respiratoire (essentiellement translationnel). C'est-à-dire à une position à égale distance de la position en expiration complète et de la position en inspiration complète. Ceci permet de réduire le plus possible l'amplitude du mouvement entre les deux images en entrée de l'algorithme d'estimation de mouvement.

Afin de déterminer l'image la plus proche de cette position moyenne, le mouvement respiratoire est suivi pour chaque image de l'atlas. Pour cela, un profil tracé par l'utilisateur a été utilisé (cf. Figure 26). Le long de cette région d'intérêt (selon l'axe x), l'évolution des niveaux de gris est tracé (cf. graphique en Figure 26). Pour chaque image de l'atlas, la frontière entre les poumons (signal quasi nul) et le foie (signal élevé) peut être détectée de par la forte pente qui la représente. Les deux positions extrêmes (inspiration complète en bleu et expiration complètes en violet en Figure 26) peuvent être estimées sur ce graphique. Ceci permet de calculer l'amplitude maximale du déplacement, et par conséquent la position moyenne correspondante.

L'image se rapprochant le plus de cette position moyenne est sélectionnée comme étant l'image de référence.

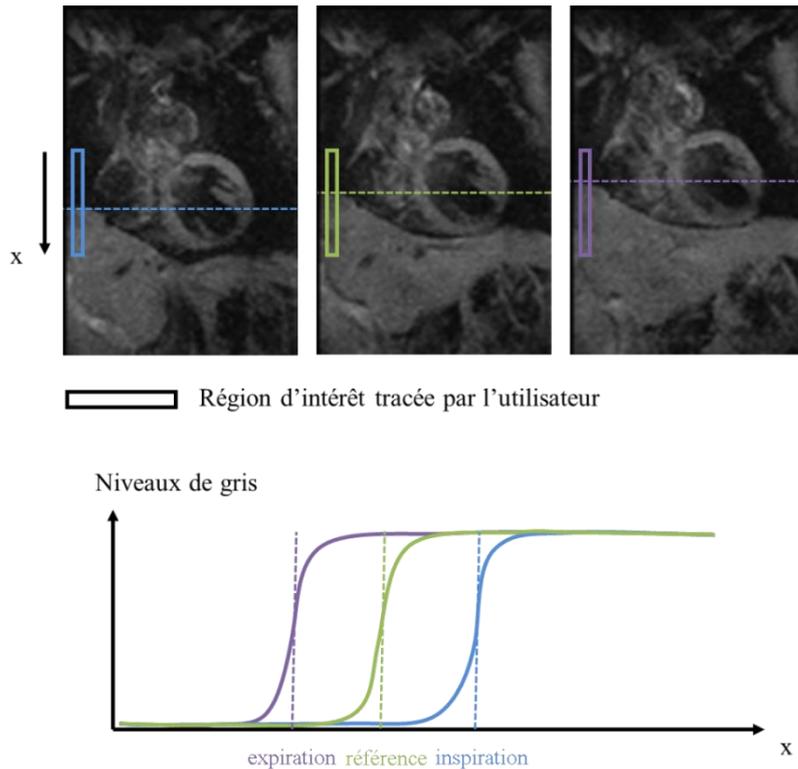


Figure 26 : Sélection de l'image de référence par le suivi de la frontière entre les signaux des poumons et du foie. La région d'intérêt sélectionnée par l'utilisateur permet de tracer le graphique de l'évolution du niveau de gris le long de l'axe x . Les différentes positions du cycle respiratoire sont ainsi estimées pour chaque image.

Remarque : Sur les séquences *in vivo* présentes dans ce jeu de données, le mouvement maximal observé est de 16 pixels d'amplitude (entre inspiration et expiration complètes).

L'image de référence se situant en milieu du cycle respiratoire, l'amplitude de déplacement maximale à estimer est dans ce jeu de données de 8 pixels.

11.2. Méthodes d'estimation de mouvement comparatives

L'algorithme d'estimation de mouvement proposé dans ce chapitre a été comparé à deux méthodes de flot optique standards :

- La méthode d'Horn et Schunck (minimisation de la fonctionnelle d'erreur en équation (II-13) avec le terme de régularisation E_R en équation (II-12) du § II.6.1).
- La méthode de Black et Anandan (minimisation de la fonctionnelle d'erreur E_{BA} en équation (III-40) cf. § II.6.1).

Ces dernières sont issues de [95].

- NB : L'algorithme de Black et Anandan est à paramétrer. Pour cela il faut rechercher les valeurs optimales des paramètres de contrôle σ_D et de σ_S .

Paramétrage de l'algorithme de Black et Anandan classique par recherche exhaustive des paramètres optimaux :

Afin de déterminer les valeurs optimales de σ_D et de σ_S à utiliser dans la fonctionnelle E_{BA} en équation (III-40), une recherche exhaustive de σ_D a été effectuée dans un certain intervalle de valeur. Cet intervalle a été choisi de 0,5 à 80. La recherche a été effectuée avec un pas de 0,5. La valeur de σ_S est ensuite calculée par division de σ_D par 50.

Remarque : Pour la plage de valeur considérée ici, l'algorithme d'estimation de mouvement est appliqué 159 fois, ce qui est très coûteux en termes de temps.

Pour chaque séquence, un couple de valeur optimal ($\sigma_D ; \sigma_S$) est déterminé. Ce dernier minimise l'EQM normalisée moyenne pour la séquence considérée. Le couple final utilisé dans la méthode classique de Black et Anandan est la moyenne des ($\sigma_D ; \sigma_S$) déterminés pour chaque séquence.

Logiciel de développement :

Les méthodes comparatives sont implémentées en [95] sur le logiciel MATLAB.

Ce code a été modifié pour inclure la technique d'estimation des paramètres de contrôle proposée dans ce chapitre.

Les séquences ont été traitées sur un poste de travail (Intel® Core™ i5-3470 CPU @ 3.20GHz) avec 4GB de Ram.

12. Résultats

12.1. Validation du calcul de la distribution du signal d'erreur entre deux images

Dans cette section est présentée la validation de la méthode d'estimation de la distribution du terme d'erreur en équation (III-45) en § III.9. Pour cela, les distributions théorique et expérimentale de l'erreur entre deux images sont comparées.

A cette fin, l'histogramme normalisé de la différence entre deux images est calculé pour récupérer la distribution expérimentale du terme d'erreur en équation (III-45). Etant donné que le signal sous-jacent est un paramètre de la distribution χ -nc, l'histogramme est calculé sur une région homogène sélectionnée sur l'image de référence. La taille de cette région d'intérêt est petite (une vingtaine de pixels) vu la résolution des images IRM en entrée (72 x 108 pixels). Les valeurs du terme d'erreur en équation (II-9) ont donc été cumulées dans cette région pour l'ensemble de la séquence d'image IRM (l'image de référence étant fixée dans l'équation (II-9)).

Pour comparer les deux distributions, le test statistique de Kolmogorov-Smirnov (KS) a été utilisé [96]. Ce test donne une mesure de similarité entre deux distributions. Sa statistique est donnée par l'équation suivante :

$$T_{KS} = \max_b (|F_1(b) - F_2(b)|), \quad (\text{III-67})$$

où F_1 et F_2 sont les fonctions de répartition des deux distributions à comparer. Plus la valeur de la statistique T_{KS} se rapproche de zéro, plus les deux fonctions de répartition comparées sont semblables ($T_{KS}=0$ correspondant à deux distributions égales). Le test de KS donne aussi la valeur-p associée au résultat T_{KS} du test statistique pour une hypothèse nulle. L'hypothèse nulle est la suivante :

- H1 : Les observations expérimentales suivent la distribution théorique en équation (III-45).

La valeur-p est la probabilité d'avoir un même (ou meilleur) résultat du test statistique T_{KS} en supposant l'hypothèse nulle H1 vraie. Si elle est supérieure au seuil de significativité $\gamma = 0.05$, l'hypothèse nulle H1 est validée.

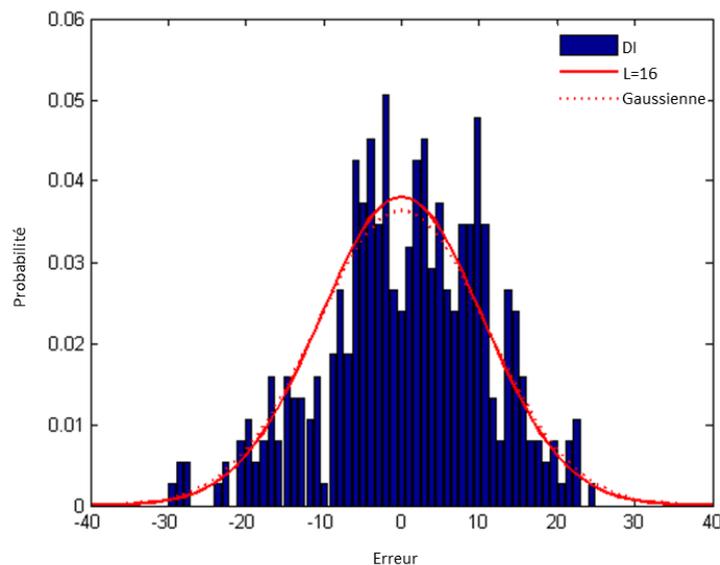


Figure 27 : Histogramme de la différence d'images (DI) dans une région homogène correspondant au foie (signal observé moyen : 104). La distribution d'erreur donnée par l'équation (III-45) (avec $L = 16$ et $\hat{\sigma} = 8$) est tracée en rouge. La distribution gaussienne centrée (écart type égale à $\hat{\sigma}$) est tracée en pointillé rouge.

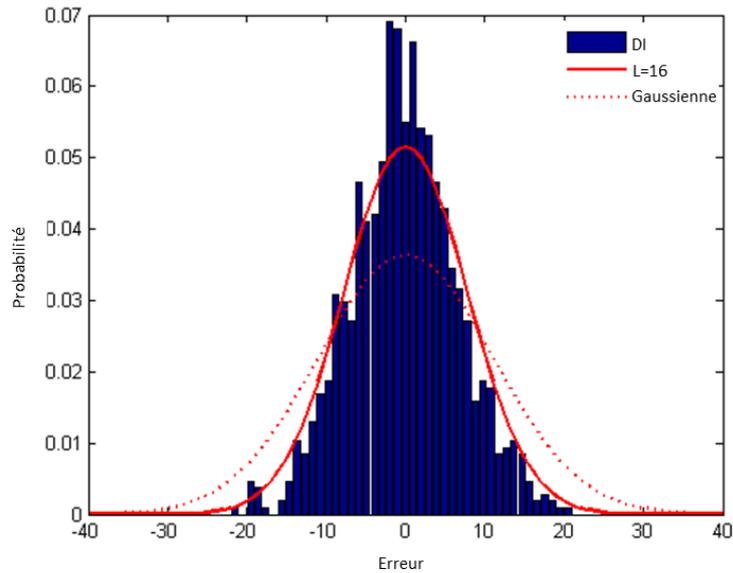


Figure 28 : Histogramme de la différence d'images (DI) dans une région homogène correspondant aux poumons (signal observé moyen : 22). La distribution d'erreur donnée par l'équation (III-45) (avec $L = 16$ et $\hat{\sigma} = 8$) est tracée en rouge. La distribution gaussienne centrée (écart type égale à $\hat{\sigma}$) est tracée en pointillés rouge.

En Figure 27 et Figure 28 sont présentés des exemples de tels histogrammes normalisés. La distribution d'erreur théorique (tracée en rouge) donnée en équation (III-45) est superposée à cet histogramme.

Dans le foie (Figure 27), en comparant les distributions théorique et expérimentale, les valeurs suivantes sont obtenues :

- En supposant la distribution théorique comme étant celle en équation (III-45) :
 - $T_{KS} = 0,1071$.
 - Valeur-p = 0,8871.

L'hypothèse nulle H1 est validée.

- En supposant la distribution théorique comme étant une Gaussienne
 - $T_{KS} = 0,1429$.
 - Valeur-p = 0,5836.

L'hypothèse nulle H1 est validée.

Dans les poumons (Figure 28), en comparant les distributions théorique et expérimentale, les valeurs suivantes sont obtenues :

- En supposant la distribution théorique comme étant celle en équation (III-45) :
 - $T_{KS} = 0,1364$.
 - Valeur-p = 0,7777.

L'hypothèse nulle H1 est validée.

- En supposant la distribution théorique comme étant une Gaussienne
 - $T_{KS} = 0,3182$.
 - Valeur-p = 0,0176.

L'hypothèse nulle H1 n'est pas validée.

Ainsi l'hypothèse nulle H1 n'est pas rejetée dans différentes régions lorsque la distribution théorique est celle décrite en équation (III-45). Si cette distribution théorique est une Gaussienne, l'hypothèse nulle H1 est rejetée dans les régions correspondants aux poumons.

12.2. Qualité de l'estimation de mouvement

Afin de mesurer la qualité de l'estimation de mouvement, les métriques introduites en § II.6.1 sont utilisées.

12.2.1. Séquences simulées

Dans cette partie sont présentés des résultats obtenus à partir des données simulées.

Il se divise en plusieurs sous-parties :

- Résultats sur les cartes de paramètres de contrôle.
- Résultats sur la sélection des mesures aberrantes.
- Résultats des métriques de qualité de l'estimation du mouvement.
 - Au cours du temps sur une séquence.
 - Sur l'ensemble des données simulées.

Carte de paramètre de contrôle :

En Figure 29 sont présentés des exemples de cartes de paramètre de contrôle σ_D ($\alpha = 0,0005$) pour une image de référence (à gauche). Les valeurs de paramètres de contrôle sont comprises dans les plages suivantes, dépendantes de la fonction de robustesse utilisées :

- Fonction de Lorentz (au centre) : Valeurs de 26 à 36
- Fonction de Geman et McClure (à droite) : Valeurs de 64 à 88

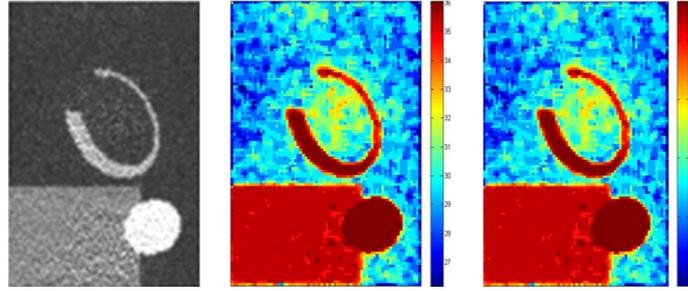


Figure 29 : Exemples de cartes de paramètres de contrôle avec $\alpha = 0,0005$ (en utilisant la fonction de Lorentz (au centre) et celle de Geman et McClure (à droite)). L'image de référence (à gauche) provient de la séquence simulée avec $\sigma = 10$.

- NB : Quelque soit la fonction de robustesse utilisée, le choix de la valeur du paramètre de contrôle suit le même comportement. En effet, celui-ci augmente avec la valeur du signal correspondant dans l'image de référence. Ainsi la selection des mesures aberrantes est plus restrictive dans les zones avec peu de signal.

Sélection des mesures aberrantes :

En Figure 30 sont présentés des masques des mesures aberrantes sélectionnés lors du traitement de la séquence simulée avec $\sigma = 10$ pour différentes méthodes.

- Figure 30.a : Algorithme classique de Black et Anandan, 1,3% de l'image est sélectionné comme mesures aberrantes.
- Figure 30.b : Algorithme de Black et Anandan avec carte de paramètre de contrôle ($\alpha = 0,0005$), 2,7% de l'image est sélectionné comme mesures aberrantes.
- Figure 30.c : Algorithme de Black et Anandan avec carte de paramètre de contrôle ($\alpha = 0,005$), 9,6% de l'image est sélectionné comme mesures aberrantes.
- Figure 30.d : Algorithme de Black et Anandan avec carte de paramètre de contrôle ($\alpha = 0,05$), 19,3% de l'image est sélectionné comme mesures aberrantes.

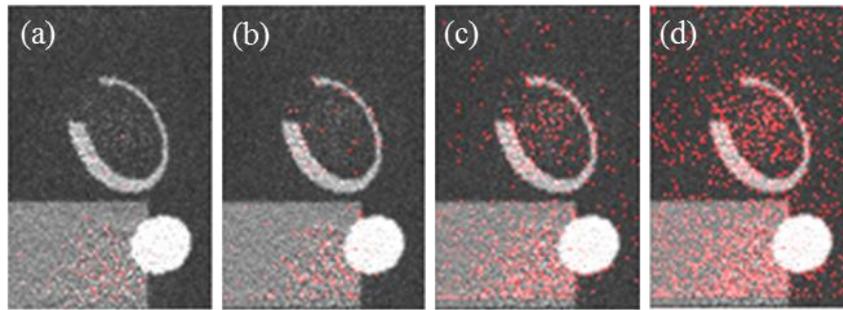


Figure 30 : Masques des mesures aberrantes (en rouge) sélectionnées par le processus d'estimation de mouvement entre la première image et celle de référence pour la séquence simulée avec $\sigma = 10$. La fonction de robustesse utilisée est celle de Lorentz. (a) est le masque des mesures aberrantes en utilisant l'algorithme classique de Black et Anandan. (b), (c) et (d) sont les masques des mesures aberrantes pour $\alpha = 0,0005$, $\alpha = 0,005$ et $\alpha = 0,05$, respectivement.

Avec l'algorithme de Black et Anandan classique, les mesures aberrantes sont majoritairement sélectionnées sur le « premier plan » de l'image.

Avec l'utilisation des cartes de paramètre de contrôle, les mesures aberrantes sont réparties de deux manières notables :

- Autour des contours de l'image : Ceci est dû au fait que l'erreur de compensation de mouvement est grande dans ces régions à cause du mouvement.
- « Aléatoirement » (d'aspect) sur l'ensemble de l'image (premier et arrière plans): L'aspect aléatoire de la sélection des mesures aberrantes peut s'expliquer par le fait que celle-ci se base sur la FDP du terme d'erreur. Ainsi les erreurs en queues de distribution (mesures très bruitées) sont identifiées comme mesures aberrantes.

Rappel : les contributions de ces mesures ne sont pas annulées, mais seulement réduites. Ainsi, dans ces régions, le mouvement est tout de même estimé.

- NB : Le nombre de mesures aberrantes sélectionnées augmente avec la valeur du seuil sur la probabilité α .

Qualité de l'estimation de mouvement :

▪ Sur une séquence

En Figure 31 sont présentés les graphiques de l'erreur angulaire (en haut) et de l'erreur d'amplitude (en bas) en fonction de l'indice de l'image traitée pour une même séquence ($\sigma = 10$).

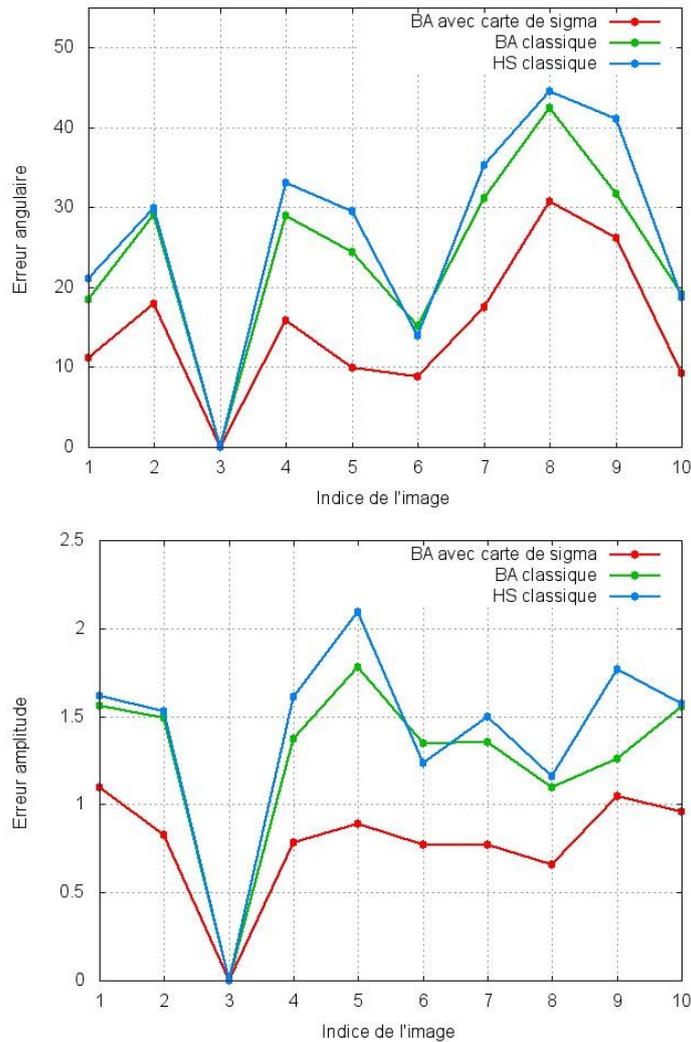


Figure 31 : Erreur angulaire (en haut) et erreur d'amplitude (en bas) en fonction de l'indice de l'image traitées dans une même séquence simulée ($\sigma = 10$). L'image de référence est celle d'indice 3. Les résultats avec la méthode classique de Black et Anandan sont tracés en vert. Ceux avec la méthode classique d'Horn et Schunck sont tracés en bleu. Ceux avec la méthode de Black et Anandan avec utilisation des cartes de paramètre de contrôle ($\alpha = 0,005$) sont tracés en rouge.

L'erreur angulaire (graphique en haut de la Figure 31) présente un maximum pour l'image d'indice 8. Cette dernière est à une position identique à celle de référence. Le mouvement estimé est donc uniquement généré par le bruit présent sur les images. Au contraire, l'erreur angulaire entre l'image de référence et celles les plus éloignées (indice 1, 5 et 10 en Figure 31) sont les plus minimales. Ceci peut être expliqué par le fait que l'erreur dans les grands champs de déplacement est moins prise en compte avec cette métrique que celle dans les petits champs de déplacement.

L'erreur d'amplitude prend en compte les erreurs sur le champ de déplacement estimé de manière indépendante à son amplitude. C'est pourquoi le graphique correspondant en Figure 31 est plus régulier que celui de l'erreur angulaire.

- **Sur le jeu de données simulées**

Les Tableau 1 et Tableau 2 donnent les pourcentages d'amélioration moyens des métriques de qualité d'estimation de mouvement pour l'ensemble de données simulées (ainsi que leurs déviations standards). Ces pourcentages d'amélioration sont calculés en comparant la méthode de Black et Anandan avec utilisation de carte de paramètre de contrôle aux méthodes classiques de Black et Anandan (Tableau 1) et de Horn et Schunck (Tableau 2).

Fonction de robustesse	Lorentz	Geman et McClure
<u>EQM</u>	(5±5)	(5±5)
<u>EQM Normalisée</u>	(7±6)	(7±6)
Erreur Angulaire	(38±21)	(38±23)
Erreur d'Amplitude	(38±13)	(38±13)

Tableau 1 : Pourcentages d'amélioration des métriques de qualité d'estimation de mouvement en comparant l'algorithme de Black et Anandan avec utilisation de carte de paramètre de contrôle à l'algorithme de Black et Anandan classique.

Fonction de robustesse	Lorentz	Geman et McClure
<u>EQM</u>	(12±5)	(12±5)
<u>EQM Normalisée</u>	(15±5)	(15±6)
Erreur Angulaire	(47±23)	(47±24)
Erreur d'Amplitude	(49±10)	(48±10)

Tableau 2 : Pourcentages d'amélioration des métriques de qualité d'estimation de mouvement en comparant l'algorithme de Black et Anandan avec utilisation de carte de paramètre de contrôle à l'algorithme de Horn et Schunck classique.

Comme il a été noté précédemment, les pixels correspondants aux contours de l'image sont, en grand partie, sélectionnés comme mesures aberrantes lorsque les cartes de paramètre de contrôle sont utilisées. Ainsi la qualité de l'estimation du mouvement a été analysée dans ces régions particulières. Pour cela, un masque sur les contours de l'image de référence a été créé (cf. Figure 32). Ce dernier est le résultat d'une détection des contours (sur l'image non bruitée) par utilisation des filtres de Sobel suivi d'une dilation de 1 pixel.



Figure 32 : Exemple de masque des contours de l'image de référence de la séquence simulée ($\sigma = 10$).

Les résultats des différentes méthodes d'estimation du mouvement sont comparés dans ces régions particulières.

Ainsi les résultats obtenus sont, en comparant la méthode de Black et Anandan avec utilisation des cartes de paramètre de contrôle à :

- La méthode de Black et Anandan classique : Pas de différences notables.
- La méthode de Horn et Schunck classique : Amélioration de l'EQM normalisé de 9 à 10% par utilisation de la méthode de Black et Anandan avec utilisation des cartes de paramètre de contrôle.

Les différentes métriques de qualité de la compensation de mouvement sont réduites lorsque la méthode proposée dans ce chapitre est utilisée. Le champ de déplacement estimé n'est de plus pas détérioré sur les contours de l'image.

12.2.2. Séquences IRM

Dans cette partie sont présentés des résultats obtenus à partir des données *in vivo*.

Il se divise en plusieurs sous-parties :

- Résultats sur les cartes de paramètres de contrôle.
- Résultats sur la sélection des mesures aberrantes.
- Résultats des métriques de qualité de l'estimation du mouvement.
 - Au cours du temps sur une séquence.
 - Sur l'ensemble des données *in vivo*.
- Résultats sur l'influence du seuil sur la probabilité α .

Carte de paramètre de contrôle :

En Figure 33 sont présentés des exemples de cartes de paramètre de contrôle ($\alpha = 0,0005$) créés à partir d'une image de référence d'une séquence *in vivo* (à gauche). Les valeurs de

paramètres de contrôle sont comprises dans les plages suivantes, dépendantes de la fonction de robustesse utilisées :

- Fonction de Lorentz (au centre) : Valeurs de 20 à 28
- Fonction de Geman et McClure (à droite) : Valeurs de 48 à 68

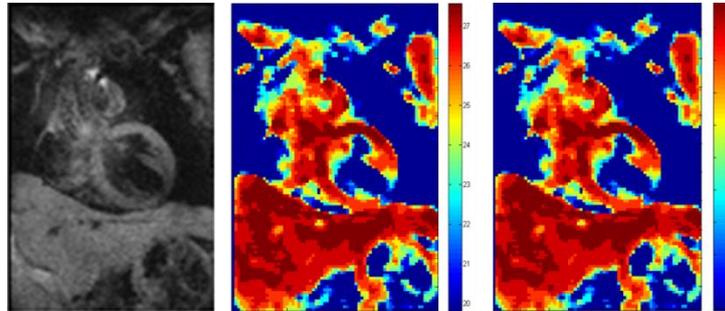


Figure 33 : Exemples de cartes de paramètres de contrôle avec $\alpha = 0,0005$ (en utilisant la fonction de Lorentz (au centre) et celle de Geman et McClure (à droite)). L'image de référence *in vivo* correspondante est à gauche.

- NB : Encore une fois, quelque soit la fonction de robustesse utilisée, la valeur du paramètre de contrôle augmente avec la valeur du signal correspondant dans l'image de référence.

Sélection des mesures aberrantes :

En Figure 34 sont présentés des masques des mesures aberrantes sélectionnées lors du traitement d'une séquence *in vivo* pour différentes méthodes.

- Figure 34.a : Algorithme classique de Black et Anandan, 0,3% de l'image est sélectionné comme mesures aberrantes.
- Figure 34.b : Algorithme de Black et Anandan avec carte de paramètre de contrôle ($\alpha = 0,0005$), 5,3% de l'image est sélectionné comme mesures aberrantes.
- Figure 34.c : Algorithme de Black et Anandan avec carte de paramètre de contrôle ($\alpha = 0,005$), 19,7% de l'image est sélectionné comme mesures aberrantes.
- Figure 34.d : Algorithme de Black et Anandan avec carte de paramètre de contrôle ($\alpha = 0,05$), 35,6% de l'image est sélectionné comme mesures aberrantes.

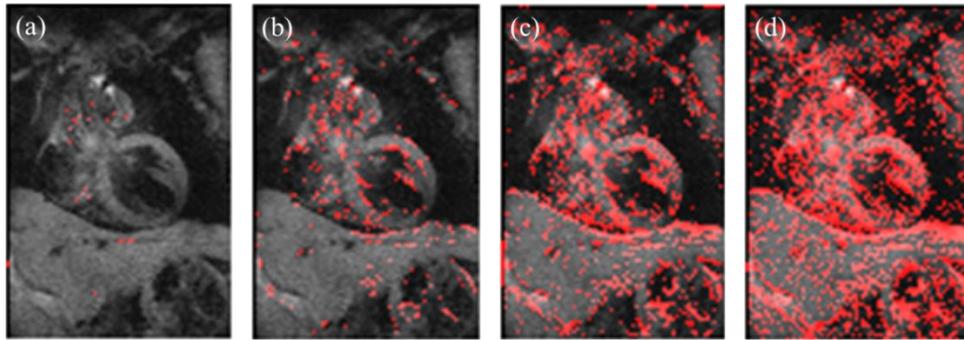


Figure 34 : Masques des mesures aberrantes (en rouge) sélectionnées dans le processus d'estimation de mouvement entre la première image et celle de référence de la séquence *in vivo* ($\hat{\sigma} = 7,8$). Ici la fonction de robustesse utilisée est celle de Lorentz. (a) est le masque des mesures aberrantes en utilisant l'algorithme classique de Black et Anandan. (b), (c) et (d) sont les masques des mesures aberrantes pour $\alpha = 0,0005$, $\alpha = 0,005$ et $\alpha = 0,05$, respectivement.

Avec l'algorithme de Black et Anandan classique, les mesures aberrantes sont majoritairement sélectionnées sur le « premier plan » de l'image, et sont concentrées au niveau des cavités cardiaques.

Avec l'utilisation des cartes de paramètre de contrôle, les mesures aberrantes sont réparties de trois manières notables :

- Autour des contours de l'image : même raisons que pour les données simulées.
- « Aléatoirement » (d'aspect) sur l'ensemble de l'image (premier et arrière plans) : même raisons que pour les données simulées.
- Dans les cavités cardiaques : L'annulation du signal du flux sanguin n'étant pas parfait, nombre des pixels représentant les cavités cardiaques présentent un aspect chaotique en termes de mouvement.

Qualité de l'estimation de mouvement :

▪ Sur une séquence

En Figure 35 est présenté le graphique de l'EQM normalisée en fonction de l'indice de l'image traitée dans cette séquence *in vivo*.

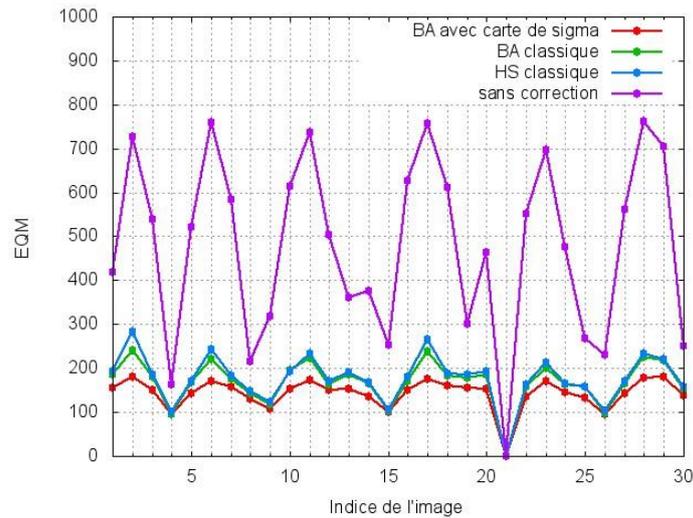


Figure 35 : EQM normalisée en fonction de l'indice de l'image traitée dans une même séquence *in vivo*. L'image de référence est celle d'indice 21. Les résultats avec la méthode classique de Black et Anandan sont tracés en vert. Ceux avec la méthode classique d'Horn et Schunck sont tracés en bleu. Ceux avec la méthode de Black et Anandan avec utilisation des cartes de paramètre de contrôle ($\alpha = 0,0005$) sont tracés en rouge. Ceux sans correction du mouvement sont tracés en violet.

L'alternance entre des grandes et basses valeurs de l'EQM normalisée est due au mouvement respiratoire cyclique. Ainsi, au cours du temps, les images s'éloignent et se rapprochent de l'image de référence, donnant lieu à ces valeurs « en dent de scie ».

▪ Sur le jeu de données *in vivo*

Les Tableau 3 et Tableau 4 donnent les pourcentages d'amélioration moyens des métriques de qualité d'estimation de mouvement pour l'ensemble de données *in vivo* (ainsi que leurs déviations standards). Ces pourcentages d'amélioration sont calculés en comparant la méthode de Black et Anandan avec utilisation de carte de paramètre de contrôle aux méthodes classiques de Black et Anandan (Tableau 3) et de Horn et Schunck (Tableau 4). Ils ont été calculés en moyennant les résultats du traitement des séquences *in vivo* en deux étapes distinctes :

- Etape 1 : Moyenne des résultats des images d'une même séquence.
- Etape 2 : Moyenne des résultats de l'étape 1 sur l'ensemble des séquences du jeu de données *in vivo*.

Fonction de robustesse	Lorentz	Geman et McClure
<u>EQM</u>	(17±5)	(16±5)
<u>EQM</u> Normalisée	(17±5)	(17±5)

Tableau 3 : Pourcentages d'amélioration des métriques de qualité d'estimation de mouvement en comparant l'algorithme de Black et Anandan avec utilisation de carte de paramètre de contrôle à l'algorithme de Black et Anandan classique.

Fonction de robustesse	Lorentz	Geman et McClure
<u>EQM</u>	(21±5)	(20±5)
<u>EQM</u> Normalisée	(21±5)	(21±6)

Tableau 4 : Pourcentages d'amélioration des métriques de qualité d'estimation de mouvement en comparant l'algorithme de Black et Anandan avec utilisation de carte de paramètre de contrôle à l'algorithme de Horn et Schunck classique.

Comme pour les données simulées, la qualité de l'estimation de mouvement a été mesurée dans les régions autour des contours de l'image. Pour cela, les contours ont été tracés à la main. Puis le masque correspondant a subi une dilation de 1 pixel. Un exemple d'un tel masque est présenté dans la Figure 36.

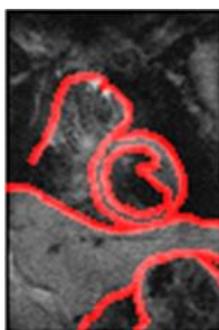


Figure 36 : Exemple de masque des contours de l'image de référence pour une séquence in vivo.

Encore une fois, la méthode de Black et Anandan avec utilisation des cartes de paramètres de contrôle a été comparée aux algorithmes standards. Ainsi, il a été obtenu, en comparant à :

- La méthode de Black et Anandan classique : Amélioration de l'EQM normalisé de 2%.
- La méthode de Horn et Schunck classique : Amélioration de l'EQM normalisé de 2%.

Tout comme pour le jeu de séquences simulées, les métriques de qualité de la compensation de mouvement sont réduites lorsque la méthode proposée dans ce chapitre est utilisée. Le champ de déplacement estimé n'est de plus pas détérioré sur les contours de l'image.

Influence du seuil sur la probabilité :

Dans le Tableau 5 sont donnés les pourcentages d'amélioration relative apportée par l'utilisation des cartes de paramètres de contrôle par rapport aux algorithmes classiques pour différentes valeurs de α .

α	En comparant à Black et Anandan classique	En comparant à Horn et Schunck classique
0,005	(16±5)%	(20±5)%
0,015	(15±5)%	(19±5)%
0,025	(14±5)%	(19±5)%
0,035	(14±5)%	(18±5)%
0,045	(13±5)%	(17±5)%
0,05	(12±5)%	(17±5)%

Tableau 5 : Influence de la valeur du seuil sur la probabilité α sur l'EOM normalisée pour le jeu de données in vivo.

- NB : La qualité de la compensation de mouvement se dégrade quand la valeur du seuil sur la probabilité α augmente.

Le seuil sur la probabilité α est fixé à 0,005 étant donné que cette valeur donne les meilleurs résultats (cf. Tableau 5).

Conclusion

La méthode proposée dans ce chapitre permet d'utiliser de manière automatique l'algorithme d'estimation de mouvement robuste de Black et Anandan. De plus, la méthode est adaptative à chaque séquence d'images traitée. En effet, elle prend en compte la distribution du signal en IRM.

Le seuil sur la probabilité α est l'unique paramètre de cet algorithme. Il a été défini que sa valeur doit être proche de 0,005 pour une estimation de mouvement optimale avec l'algorithme proposé.

Les résultats, en termes de qualité de l'estimation de mouvement, sont satisfaisants après comparaison aux algorithmes de Black et Anandan classique et de Horn et Schunck classique (près de 16% d'amélioration pour les séquences *in vivo*).

Etant donné que le plus lourd du calcul, à savoir la détermination des cartes de paramètre de contrôle, est effectué dans la phase de l'atlas, l'algorithme proposé répond aux contraintes temps réel nécessaire à la procédure. En effet, il n'y a pas de contraintes de temps de calcul dans cette étape précise de la chaîne de traitement de thermométrie (cf. § I.3.4).

Dans cette phase d'Atlas sont effectués les calculs suivants :

- Les calculs des paramètres de la distribution χ -nc.
- Les calculs des distributions du terme d'erreur.
- L'application du seuil sur la probabilité α aux distributions.
- La construction d'une table de correspondance des paramètres de contrôle en fonction des valeurs de signaux observés.
- La création et le stockage des cartes des paramètres de contrôle à partir de l'image de référence.

Ainsi l'unique modification de l'algorithme d'estimation de mouvement classique effectuée dans la phase de chauffage est l'accès aux cartes de paramètre de contrôle au lieu de l'utilisation d'un scalaire unique.

IV. Segmentation du ventricule gauche

Dans ce chapitre, une méthode de segmentation du ventricule gauche par contour actif spatio-temporel est proposée. Cette segmentation a comme objectif d'isoler au mieux l'intérieur du ventricule gauche où le signal du sang doit être annulé. La contribution apportée dans ce travail consiste à introduire dans l'algorithme de contour actif un nouveau terme d'énergie externe basé sur le modèle du signal IRM.

13. Problème du signal du sang dans les cavités cardiaques

13.1. Limites de l'approche d'annulation du signal du sang dans les cavités cardiaques par utilisation de bandes de saturation

Lors de l'acquisition des séquences IRM, il n'est pas toujours possible d'annuler le signal du flux sanguin dans les cavités cardiaques via l'utilisation de bandes de saturation (cf. § III.11.1.2, Figure 25). De plus la méthode d'annulation du flux sanguin par utilisation de bande de saturation peut prendre du temps à mettre en place. En effet, il faut déterminer le moment du cycle cardiaque où le signal du sang présent dans la bande de saturation est le mieux annulé dans la coupe d'imagerie. Ceci impose d'effectuer une recherche exhaustive sur l'intervalle de temps correspondant à la diastole. Dans tous les cas, l'annulation du signal du sang n'est pas toujours parfaite étant donné que le flux sanguin dans le ventricule n'est pas unidirectionnel. Pour la même raison, selon l'orientation de la coupe d'acquisition, l'annulation du signal sanguin sera plus ou moins importante.

Le signal du flux sanguin peut perturber la qualité de l'estimation du mouvement au niveau de l'endocarde (interface entre l'intérieur d'une cavité et le muscle cardiaque). La diminution de la qualité de l'estimation de mouvement dans cette région peut entraîner une diminution de la précision sur le calcul de la température finale.

En Figure 37 sont présentés deux types d'images *in vivo*. Celle de gauche est une image acquise avec une bande de saturation placée comme présentée en Figure 25, ce qui permet d'annuler la majorité du signal du sang à l'intérieur du ventricule gauche. Sur l'image de droite, le signal du sang n'est pas mis au noir dans le ventricule (cerclé en rouge). Le flux sanguin apparaît comme étant un signal non homogène à l'intérieur du ventricule gauche.

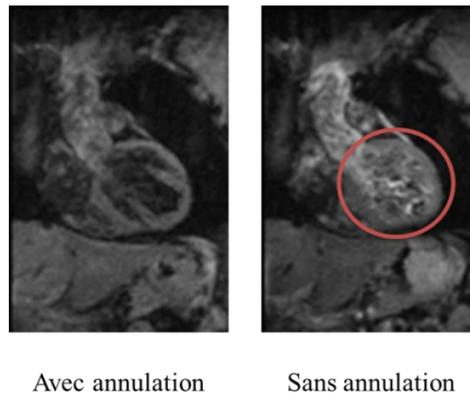


Figure 37 : Images in vivo avec (à gauche) et sans (à droite) annulation du signal du flux sanguin.

13.2. Annulation numérique du signal du sang dans le ventricule gauche par segmentation

Le but de ce chapitre est de présenter une méthode de segmentation du ventricule gauche afin de simuler l'annulation du signal du flux sanguin dans cette cavité cardiaque lors de l'estimation du mouvement. Cette annulation numérique devrait permettre d'avoir une meilleure précision sur l'estimation de mouvement finale au niveau de l'endocarde.

Cette segmentation doit être à la fois spatiale (segmentation du ventricule) et temporelle afin de segmenter l'ensemble des images composant la séquence. Tout d'abord, la méthode de segmentation du ventricule gauche sur une seule image est développée. La propagation de cette segmentation au cours du temps est détaillée dans un second temps.

14. Segmentation en IRM cardiaque

Un rapide état de l'art des méthodes de segmentation du ventricule gauche en IRM est présenté ici. La méthode de segmentation par contours actifs est ensuite détaillée afin de donner les bases du travail présenté dans ce chapitre.

14.1. Etat de l'art

La segmentation des cavités cardiaques est un domaine très actif en imagerie médicale. En effet, les cliniciens ont souvent besoin de connaître les caractéristiques du muscle cardiaque comme par exemple son volume, sa masse, la fraction d'éjection... La segmentation des images cardiaques permet d'avoir accès à ces informations. Cependant, cette dernière est une tâche fastidieuse à effectuer à la main, d'où la nécessité de produire des outils de segmentation semi-automatique voire automatique.

Dans la plupart des cas les segmentations sont effectuées sur la coupe d'imagerie petit axe [97]. Les ventricules gauche et droit au niveau de l'endocarde ou le cœur entier au niveau de l'épicarde peuvent être à segmenter. Dans le cas considéré dans ce manuscrit, seul le

ventricule gauche est à segmenter. Par conséquent, les méthodes présentées ici sont spécifiques à ce genre de segmentation.

- NB : Certaines parties du myocarde peuvent être difficiles à segmenter. Par exemple l'apex est une zone où les bords du myocarde peuvent être flous et mal définis. Ceci peut mener à une mauvaise segmentation [97].

Plusieurs revues ont été écrites afin de référencer les méthodes de segmentation en IRM cardiaque déjà existantes [97]–[99].

Les méthodes de segmentations peuvent être classées comme en [97], c'est à dire selon les classes suivantes :

- Segmentations par seuillage.
- Segmentations basées région ou contour.
- Segmentations basées sur la classification des pixels.
Ces méthodes se basent sur des images multi-spectrales (issues de plusieurs modalités d'imagerie). Les diverses informations sont classées pour chaque modalité indépendamment les unes des autres. La segmentation se fait à partir des différentes classes définies. Dans le cas étudié dans les travaux présents, l'imagerie n'est effectuée qu'avec la modalité IRM. Ainsi ces méthodes de classification des pixels ne sont pas plus amplement détaillées dans ce manuscrit.
- Segmentation via des modèles déformables.
- Segmentations guidées par un atlas.

Le plus souvent les méthodes de segmentations basiques sont enrichies par le biais d'*a priori* plus ou moins importants concernant l'objet à segmenter. Cela peut être par exemple des hypothèses sur l'anatomie ou sur la biomécanique du cœur. Ainsi, les méthodes de segmentation peuvent être sans *a priori*, avec de faibles *a priori* ou de forts *a priori*. Ces différentes classes de segmentations sont détaillées dans les sous-parties suivantes. De plus, les méthodes existantes de propagation de ces segmentations dans le temps sont aussi présentées dans cette section.

14.1.1. Segmentations sans ou avec peu d'*a priori*

Les segmentations prenant en compte de faibles *a priori* sont celles où le modèle anatomique ou biomécanique du cœur est utilisé en plus de la méthode de segmentation de base. Parmi les méthodes correspondant à cette catégorie, il y a notamment les méthodes basées sur l'image même et celles basées sur des modèles déformables.

Méthodes basées images :

Les méthodes de segmentation par seuillage ou basées région/contour sont le plus généralement sans ou avec de faibles *a priori*.

Généralement, la segmentation se fait en deux étapes. La première consiste à mettre en relief le contour de la forme à segmenter. Pour cela le seuillage [100], [101] et/ou la programmation dynamique [102] sont utilisés. Cette dernière méthode a pour but de trouver le chemin optimal d'une matrice de coût. Cette matrice a des poids plus faibles au niveau des contours du myocarde. La forme circulaire du ventricule peut être exploitée [103] par utilisation d'un système de coordonnées plus approprié (coordonnées polaires par exemple). La création de matrice de coût est le point le plus retravaillé dans les méthodes récentes basées sur les images [104], [105].

Modèles déformables :

Les modèles déformables, comme par exemple les contours actifs introduits par [106], sont des méthodes de segmentations très utilisées de par leur flexibilité. Ces méthodes se basent sur la minimisation d'un terme composé d'une énergie calculée à partir de l'image et d'un terme de régularisation sur la forme du contour. La méthode de contour actif est donnée plus en détails en § IV.14.2.

Les méthodes de modèles déformables sont utilisées en imagerie médicale, soit sous une forme paramétrique, soit sous une forme d'ensemble de niveau [107], [108] introduit par [109]. Dans cette dernière méthode, la plus souvent utilisée, le contour est estimé comme étant le niveau zéro d'une fonction de dimension supérieure. Ceci permet notamment de ne pas avoir à gérer les changements topologiques de l'objet à segmenter car cette gestion est implicite de par la représentation de la segmentation.

Généralement, le terme de régularisation reste inchangé par rapport à l'approche originale. Dans les méthodes proposées dans la littérature, les apports majeurs se font sur le terme issu de l'image elle-même. Ces apports se basent par exemple sur une mesure d'homogénéité de la région considérée [110], [111] ou sur le calcul de la distribution de la superposition des intensités du myocarde et de la cavité même [112].

14.1.2. Segmentation avec de forts *a priori*

Les segmentations avec de forts *a priori* sont généralement des modèles déformables ou des dérivées de ceux-ci.

Modèles déformables :

L'*a priori* est introduit via un nouveau terme ajouté au terme d'énergie à minimiser dans la méthode de modèle déformable. Par ce nouveau terme une contrainte anatomique est traduite comme par exemple la distance du contour à un contour de référence [113], [114]. La FDP des données de l'image peut aussi être utilisée [115], [116].

Dernièrement, de nombreuses méthodes se basent sur une analyse en composantes principales (ACP) préliminaire effectuée sur une base d'apprentissage [117]–[119].

Modèle de forme active ou d'apparence active :

Ces méthodes sont basées sur la détermination d'un modèle de distribution des points, obtenu par analyse en composantes principales sur un ensemble de formes pré-alignées et d'une méthode de recherche de modèle. Le modèle ainsi déterminé est placé sur l'image considérée. Ensuite, via une estimation de rotation, translation et échelonnage par la méthode des moindres carrés, la segmentation est effectuée. Cette méthode est appelée Modèle de Forme Active (MFA) [120], [121] et a été introduit par [122].

Les Modèles d'Apparence Active (MAA) sont une extension des MFA par évolution du modèle aux niveaux de gris composants l'image [123].

Les améliorations de cette méthode proposées récemment dans la littérature vont du couplage de ces deux modèles actifs [124]–[126] à un changement de structure de la méthode (utilisation de l'analyse en composantes indépendantes par exemple [127]).

Méthodes guidées par Atlas :

Les méthodes de segmentation avec utilisation d'un atlas se basent sur une collection d'images pré-segmentées (généralement manuellement) [128]–[130]. L'image de référence de l'atlas est recalée sur l'image à segmenter. Ensuite la même transformation est appliquée à la segmentation de référence pour déterminer la segmentation sur l'image considérée.

14.1.3. Propagation de la segmentation dans le temps

Des méthodes ont été proposées afin d'effectuer la segmentation du ventricule dans le temps. Il n'y a cependant que peu de méthodes qui permettent ce suivi du muscle cardiaque car, dans la majorité des cas, il n'y a pas lieu d'effectuer cette opération.

Le suivi du ventricule peut se faire avec ou sans informations externes. Selon la résolution temporelle de la séquence d'imagerie, la segmentation de l'image d'indice $n - 1$ peut être utilisée comme initialisation de la segmentation de l'image d'indice n [112], [131]–[133]. Si cette résolution ne permet pas l'utilisation de la segmentation précédente, le plus souvent le champ de déplacement entre les deux images considérées est utilisé [134], [135].

14.2. Segmentation par contour actif

Dans le travail présenté dans ce manuscrit, la méthode de segmentation par contour actif a été utilisée de par sa flexibilité. Celle-ci est décrite plus en détails.

La méthode de segmentation par contour actif, telle que décrite dans [106], [136], se base sur la minimisation d'un terme d'énergie. Celui-ci se compose de plusieurs termes :

- Un terme d'énergie « interne », noté $E_{int}(p_s)$.
- Un terme d'énergie « externe », noté $E_{ext}(p_s)$.
- Un terme d'énergie « sur l'image », noté $E_{image}(p_s)$.
- Un terme d'énergie issu d'un ballon, noté $E_{ballon}(p_s)$.

Le terme d'énergie résultant s'écrit :

$$E_{snake}(p_s) = \oint [E_{int}(p_s) + E_{ext}(p_s) + E_{image}(p_s) + E_{ballon}(p_s)] dp_s. \quad (IV-68)$$

où p_s est un point du contour.

La minimisation du terme d'énergie en équation (IV-68) se fait de manière itérative via l'utilisation de techniques variationnelles. Pour cela, le déplacement, noté dp_s , calculé à chaque itération i est appliqué aux points $p_s^{(i-1)}$ du contour à l'itération précédente noté $C(i-1)$:

$$p_s^{(i)} = p_s^{(i-1)} + dp_s. \quad (IV-69)$$

Les points du contour sont donc déplacés pour les rapprocher petit à petit du minimum d'énergie E_{snake} .

L'initialisation du contour actif $C(0)$ peut être faite de manière automatique ou être définie par l'utilisateur. Le déplacement itératif du contour actif est schématisé en Figure 38.

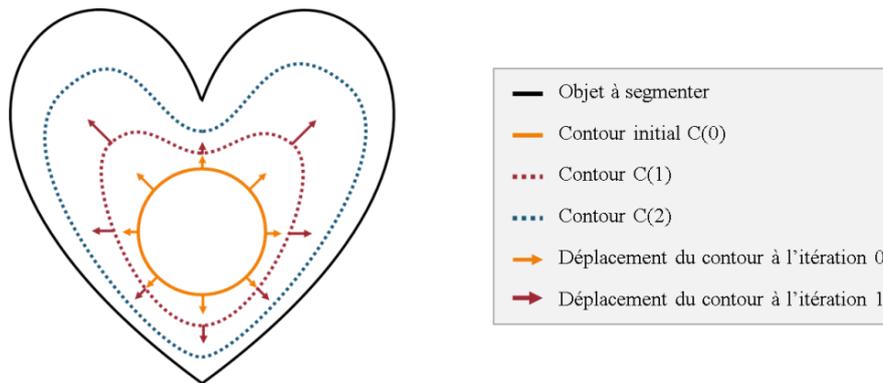


Figure 38 : Schéma de processus de segmentation par contour actif.

14.2.1. Energie interne

L'énergie interne est un terme de régularisation. Celle-ci permet notamment d'imposer des contraintes sur les propriétés de la segmentation. Elle est décrite par l'équation suivante :

$$E_{int}(p_s) = \left[\alpha(s) \left| \frac{\partial p_s}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 p_s}{\partial s^2} \right|^2 \right] / 2, \quad (IV-70)$$

où $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ sont des scalaires contrôlant les termes du premier (dérivée première du contour) et second ordre (dérivée seconde du contour), respectivement. Ces termes permettent :

- Pour le terme de premier ordre : à la segmentation de plus ou moins se **contracter**. Ceci représente la tension au sein de la segmentation.
- Pour le terme de second ordre : de contrôler la **rigidité** de la segmentation. C'est-à-dire que la segmentation peut être plus ou moins courbée selon la valeur de $\beta(s)$.

Remarque : Si $\beta(s)$ est égal à zéro, la segmentation peut notamment présenter des angles.

14.2.2. Energie externe

Le terme d'énergie externe regroupe les contraintes extérieures appliquées au contour actif. Celles-ci peuvent être à la fois manuelles [106] ou automatiques [136]. Elles ont pour but d'attirer ou de repousser le contour actif de certaines caractéristiques de l'image. Ce terme n'est pas toujours présent dans l'utilisation de cette méthode.

14.2.3. Energie sur l'image

Le terme d'énergie sur l'image permet au contour actif d'être attiré par des attributs particuliers de l'image. Dans la formulation originale de Kass *et al.* [106], ce terme est composé de trois termes :

- Un terme sur l'intensité.
- Un terme sur les contours.
- Un terme sur les extrémités de la segmentation.

Le terme d'énergie sur l'image est donné par l'équation suivante :

$$E_{image} = w_{intensité}E_{intensité} + w_{contours}E_{contours} + w_{extrémité}E_{extrémité}, \quad (IV-71)$$

où, $w_{intensité}$, $w_{contours}$ et $w_{extrémité}$ contrôlent les termes sur l'intensité, les contours et les extrémités, respectivement.

Fonctionnelle sur l'intensité :

Le premier terme sur l'image utilisé est celui d'intensité. Il est donné par l'intensité elle-même :

$$E_{intensité} = I(x, y). \quad (IV-72)$$

Selon le signe de $w_{intensité}$ le contour actif sera attiré par les intensités sombres ou lumineuses.

Fonctionnelle sur les contours :

Le second terme sur l'image est celui sur les contours. Il permet au contour actif de se rapprocher des contours de l'image. Pour cela, le gradient de cette dernière est utilisé dans le terme d'énergie correspondant comme donné dans l'équation suivante :

$$E_{contours} = -|\nabla I(x, y)|^2. \quad (IV-73)$$

Kass *et al* [106] ont de même introduit une notion d'échelle spatiale. Cette dernière permet d'éviter que la minimisation de l'énergie en équation (IV-68) ne converge vers un minimum local.

En effet, en floutant l'image à l'aide d'une gaussienne, le contour est déplacé grossièrement vers l'objet à segmenter. Puis, par application d'une gaussienne de moins en moins importante, le contour se rapproche doucement de l'objet à segmenter sans rester bloqué dans un minimum local.

Remarque : Ce raisonnement est semblable à l'utilisation de pyramide gaussienne en estimation de mouvement (cf. § II.6.1).

Avec l'utilisation d'une telle technique, le terme d'énergie s'écrit :

$$E_{contours} = -(G_\sigma * \nabla^2 I(x, y))^2, \quad (IV-74)$$

où G_σ est la gaussienne appliquée à l'image (d'écart type σ).

Remarque : Les points qui annulent $G_\sigma * \nabla^2 I(x, y)$ sont des contours tels que définis par la théorie de Marr-Hildreth [137].

Fonctionnelle sur les extrémités :

Cette fonctionnelle est utilisée dans le terme d'énergie sur l'image afin de gérer les terminaisons des segmentations sous forme de lignes ainsi que les angles.

Le calcul se fait sur une image légèrement floutée, notée $C(x, y)$, définie par :

$$C(x, y) = G_\sigma * I(x, y). \quad (IV-75)$$

L'angle du gradient est ensuite utilisé. Il est noté θ et défini par :

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{c_y}{c_x} \right). \quad (IV-76)$$

Pour définir cette fonctionnelle, il est nécessaire de poser le repère unitaire dans la direction du gradient qui définit le mieux le contour. Ce repère est défini par (\vec{n}, \vec{n}_\perp) , où :

$$\vec{n} = \begin{pmatrix} \cos(\theta) \\ \sin(\theta) \end{pmatrix} \text{ et } \vec{n}_\perp = \begin{pmatrix} -\sin(\theta) \\ \cos(\theta) \end{pmatrix}. \quad (IV-77) \text{ et } (IV-78)$$

Ainsi la courbure du contour en $C(x, y)$ est donnée par :

$$E_{extrémité} = \frac{\partial \theta}{\partial n_{\perp}} = \frac{\partial^2 C / \partial n_{\perp}^2}{\partial C / \partial \vec{n}}. \quad (IV-79)$$

Après développement des dérivées, l'équation suivante est obtenue :

$$E_{extrémité} = \frac{c_{yy}c_x^2 + c_{xx}c_y^2 + 2c_{xy}c_xc_y}{(c_x^2 + c_y^2)^{3/2}}. \quad (IV-80)$$

Cette expression permet donc d'attirer le contour actif vers les coins et les fins de lignes lors de la segmentation.

14.2.4. Energie issue d'un ballon

Une amélioration de l'algorithme de contour actif a été apportée par [138]. Il s'agit d'utiliser une force d'élargissement du contour actif appelée « ballon » afin de résoudre deux problèmes qui peuvent apparaître lors de l'utilisation de l'approche précédemment expliquée :

- Si la segmentation n'est pas assez proche d'un contour de l'image, ce dernier ne l'attire pas vers lui.
- Si la segmentation n'est soumise à aucune force, elle se rétrécit jusqu'à devenir un point.

Pour cette raison, une force additionnelle est créée afin d'« agrandir » le contour actif, même si il n'est soumis à aucune force. Cela permet notamment au contour actif de se rapprocher des forces présentes dans certaines régions plus éloignées et d'y être soumis. La force issue du ballon est définie de la manière suivante :

$$E_{ballon} = w_{ballon} \overrightarrow{n(s)}, \quad (IV-81)$$

où $\overrightarrow{n(s)}$ est le vecteur normal à la courbe au point s (cf. équation (IV-77)) et w_{ballon} est l'amplitude de la force du ballon. Selon le signe de w_{ballon} , le ballon évolue vers l'intérieur ou l'extérieur du contour.

15. Ajout d'un terme issu de la distribution du signal en IRM

Etant donnée la région des images à segmenter, l'utilisation d'une méthode de contour actif classique telle que présentée précédemment n'est pas suffisante. En effet, la frontière au niveau de l'endocarde n'est pas facilement marquée, ce qui relève des termes d'énergie sur l'intensité et sur les contours. Quant au terme sur les extrémités de la segmentation, celle-ci étant de forme circulaire, il n'est pas utile dans ce contexte.

Cependant des contraintes sur la forme de la segmentation peuvent être utilisées ici, ce qui relève du terme d'énergie interne. En effet, le ventricule gauche a une forme circulaire sur les images traitées dans les travaux présentés dans ce manuscrit.

La méthode proposée dans ce chapitre consiste à introduire un nouveau terme d'énergie via une approche probabiliste. Celle-ci se base sur :

- **Une carte de probabilité d'appartenance au ventricule gauche.**
Ce terme se rapproche du terme sur l'intensité. Cependant, il permet de pondérer différemment les pixels de l'image par rapport à leur probabilité d'appartenir au ventricule gauche.
- **Une carte sur la probabilité sur la différence entre l'image courante et son image correspondante dans l'atlas.**
Ce terme permet d'identifier les pixels correspondants au sang à l'intérieur du ventricule gauche. Le fait que les valeurs du module peuvent varier énormément dans cette région est ici utilisé.

La combinaison de ces deux cartes permet de créer un nouveau terme utilisé dans la segmentation du ventricule gauche. Ce terme sur la probabilité se note E_p et il est l'unique composante du terme d'énergie externe du contour actif dans la méthode proposée dans ce chapitre. Celui-ci se réécrit :

$$E_{image} = w_p E_p, \quad (IV-82)$$

où, w_p est un scalaire permettant de pondérer le nouveau terme d'énergie.

Dans cette partie, les créations et le couplage de ces deux cartes de probabilité sont détaillés.

15.1. Carte de probabilité sur l'image courante

La carte dont la création est proposée dans cette partie donne une mesure locale de la probabilité d'appartenir au ventricule gauche dans l'image à segmenter. Afin de construire cette carte de probabilité, la distribution du signal en IRM telle que décrite en § II.7 est utilisée. Les valeurs du paramètre de distribution σ et des signaux sous-jacents sont estimées par utilisation des méthodes présentées en § III.9.1.2 et en § III.9.1.3.

Etant donné que la distribution du signal fait intervenir le signal sous-jacent, une première étape est de déterminer le signal sous-jacent qui caractérise le ventricule gauche. Pour cela une segmentation à la main de ce dernier, notée *Myo*, est effectuée. Cependant les différentes parties du ventricule ne sont pas à la même distance de l'antenne de surface utilisée lors de l'acquisition. La valeur du signal observé, notée o , sur le ventricule n'est donc pas homogène (cf. Figure 39).

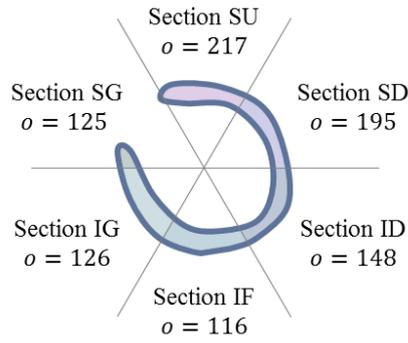


Figure 39: Exemple de répartition en 6 sections de la valeur du signal observé sur le ventricule gauche sur une image in vivo. La segmentation correspondante au ventricule est en bleu.

Six sections sont définies sur le ventricule (cf. Figure 39) [94]. Ces sections font parties de l'ensemble noté $SEC = \{SU, SD, SG, IF, ID, IG\}$. Cet ensemble a les attributs suivants :

$$\forall J \in SEC, \cup_{SEC} J = I \text{ et } \cap_{SEC} J = \emptyset, \quad (\text{IV-83}) \text{ et } (\text{IV-84})$$

SEC est donc une partition de l'image.

Chaque section J de l'ensemble SEC est représentée par une valeur de signal observée notée \bar{o}_J . Cette valeur de signal observée est issue de la moyenne des signaux observés à l'intersection entre le masque sur le myocarde et la section considérée (de différentes couleurs en Figure 39). Le signal sous-jacent moyen noté \bar{s}_J correspondant à \bar{o}_J , J appartenant à SEC , est déterminé en accédant la table de correspondance créée via la méthode présentée en § III.9.1.3.

- NB : La section supérieure gauche (SG) est souvent située au niveau des valves aortique et mitrale. Par conséquent, le signal observé moyen \bar{o}_{SG} dans cette section peut être biaisé étant donné que le signal issu de cette section du myocarde n'est représenté que par peu de pixels.

La carte de probabilité est construite en chaque pixel par application de l'équation suivante :

$$f(o(p)|\bar{s}_J(p), \sigma) = \frac{o(p)^L}{\sigma^2 \bar{s}_J(p)^{L-1}} e^{-\frac{o(p)^2 + \bar{s}_J(p)^2}{2\sigma^2}} I_{L-1} \left(\frac{o(p)\bar{s}_J(p)}{\sigma^2} \right) h(o(p)), \forall p \in J, \quad (\text{IV-85})$$

où J est une section de l'ensemble SEC . La carte issue de cette opération est notée P_v .

Remarque : La loi χ -nc introduite dans le § II.7 est réutilisée afin de modéliser le signal IRM. Excepté que dans la méthode proposée dans ce chapitre, le signal sous-jacent moyen \bar{s}_J , J étant une section de SEC , est employé.

Un exemple de carte de probabilité est donné en Figure 40 à droite. L'image de module dont elle est issue est à gauche de la figure.

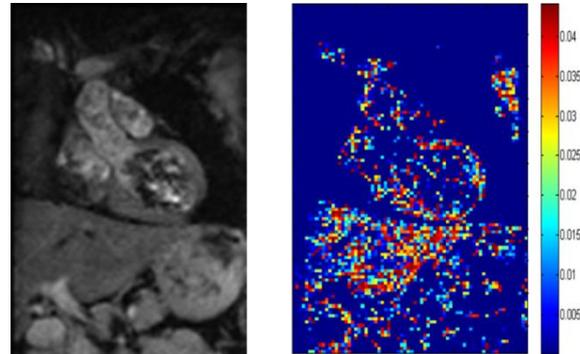


Figure 40 : Exemple de carte de probabilité (à droite) issue d'une image de module (à gauche)

Cette carte est celle dont les valeurs seront utilisées lors de la segmentation finale. Cependant, comme il est notable en Figure 37, le signal du sang peut avoir une valeur très proche de celui du ventricule. Par conséquent, la probabilité de ce genre de pixels d'appartenir au ventricule reste importante, c'est pourquoi une seconde carte est utilisée dont la création est détaillée ci-après.

15.2. Carte de probabilité sur la différence entre l'image courante et l'image correspondante de l'atlas

Cette seconde carte de probabilité se base sur la différence entre l'image courante et de l'image correspondante dans l'atlas. Cette différence est notée I_{diff} . Ces images étant très proches, seul le signal du flux sanguin diffère entre celles-ci. Le mouvement de celui-ci ayant une apparence chaotique, la soustraction de ces deux images permet de mettre en valeur cette région de par l'erreur résultante importante.

La FDP de I_{diff} peut être calculée numériquement via l'équation (III-45) donnée en § III.9.1.1. La convolution en équation (III-45) est utilisée dans ce travail tout en gardant une approche « régionale » avec l'utilisation des 6 sections de l'ensemble SEC décrit précédemment. L'équation suivante est donc utilisée afin de déterminer la carte de probabilité sur la différence I_{diff} .

$$g(e|\bar{s}_j(p), \sigma) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(o(p)|\bar{s}_j(p), \sigma) f(o(p) + e|\bar{s}_j(p), \sigma) do, \forall p \in J, \quad (IV-86)$$

où J est une section de l'ensemble SEC . La carte issue de cette opération est notée P_{diff} .

Remarque : La différence entre cette expression de la distribution d'une différence de deux images IRM et celle présentée en § III.9.1.1 (équation (III-45)) est l'utilisation du signal sous-jacent moyen \bar{s}_j , J étant une section de *SEC*.

- NB : Ces distributions étant calculées lors de la phase de l'atlas comme proposé en § III.10.1, elles peuvent être stockées et accédées directement lors de la segmentation. Le calcul est ainsi réduit à un accès à une table de correspondance.

Cependant, il est possible que l'image courante n'ait pas d'image à la même position correspondant dans l'atlas. Ceci peut être dû à un mouvement spontané du patient ou à une arythmie qui aurait lieu durant la procédure. Dans ce cas, la carte de probabilité sur la différence I_{diff} peut résulter en de très faibles probabilités dans des régions autres que le ventricule gauche et notamment au niveau du myocarde. Il est plus prudent de ne pas utiliser cette carte qui peut perturber la segmentation au lieu de l'améliorer. Pour cela un coefficient d'intercorrélation (noté ci) est calculé entre l'image courante et son image correspondant dans l'atlas. Si ce coefficient est inférieur à 0,93 (seuil déterminé empiriquement), la carte sur la différence I_{diff} n'est pas utilisée.

Un exemple de cette carte de probabilité est donné à droite de la Figure 41. La différence I_{diff} dont elle est issue est donnée à gauche de la Figure 41.

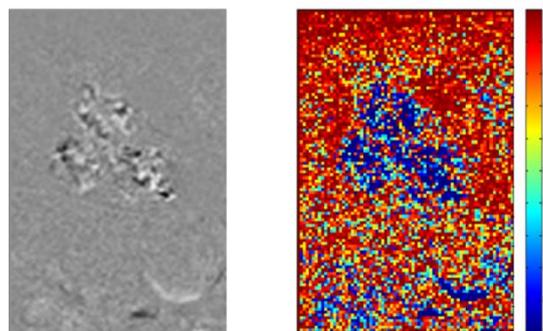


Figure 41 : Exemple de carte de probabilité (à droite) issue de la différence I_{diff} (à gauche)

15.3. Couplage des deux cartes

Une fois que les deux cartes précédemment décrites sont créées, il est nécessaire de coupler ces deux informations afin de construire le terme d'énergie sur la probabilité E_p à utiliser dans le contour actif. Le couplage de ces cartes se fait en plusieurs étapes :

- SP_1 : Elimination des pixels qui ont de faibles probabilités d'appartenir au ventricule gauche.
- SP_{1bis} : Elimination des pixels qui ont de faibles probabilités d'appartenir à la différence I_{diff} .

- SP_2 : Elimination des embranchements présents sur la carte.
- SP_3 : Elimination des groupes de pixels trop « petits ».
- SP_4 : Création des zones de répulsion et d'attraction du contour actif.

Afin de donner un aperçu de ce couplage, un schéma-bloc de la chaîne totale de segmentation spatiale est donné en Figure 42. Elle prend en entrée les deux cartes de probabilités P_v et P_{diff} , et donne en sortie le terme d'énergie qui est utilisé par la suite dans la méthode de contour actif.

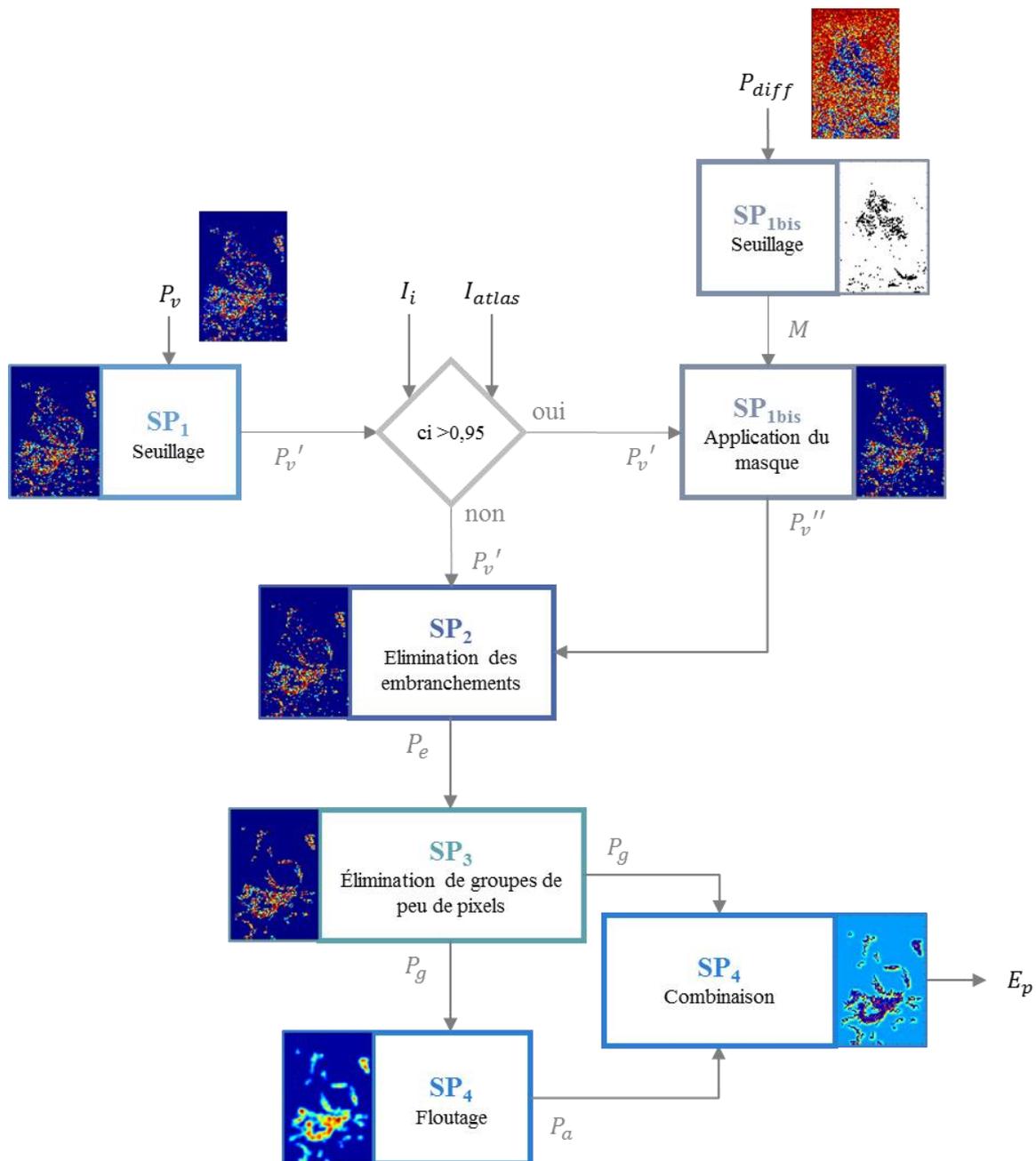


Figure 42: Schéma récapitulatif de la création du terme d'énergie issu des cartes de probabilité sur l'image courante et de la différence I_{diff}

15.3.1. Elimination des pixels qui ont de faibles probabilités d'appartenir au ventricule gauche

Un premier seuillage sur la carte de probabilité P_v est effectué. Celui-ci permet d'éliminer les pixels ayant une faible probabilité d'appartenance au ventricule gauche. Le seuil, noté τ_v , a été expérimentalement défini comme égal à 0,008 (cf. § IV.18.1).

La nouvelle carte est nommée P_v' .

15.3.2. Elimination des pixels qui ont de faibles probabilités d'appartenir à la différence d'images

Cette étape n'est effectuée que lorsqu'une image assez proche de l'image courante est stockée dans l'atlas. Dans ce cas, un second seuillage est appliqué sur la carte P_{diff} . Le seuil appliqué, noté τ_{diff} , est fixé à 0,5 (cf. § IV.18.1). Ce seuillage permet de créer un masque des pixels les plus probables d'être issus de la différence I_{diff} . Ainsi les signaux correspondant au flux sanguin ayant une fluctuation de l'intensité relativement forte sont détectés par cette simple opération sur la probabilité.

Le masque résultant est appliqué à la carte de probabilité P_v' issue du bloc SP₁, ce qui résulte en la carte intermédiaire notée P_v'' .

15.3.3. Opérateur morphologique « Thinning »

Un opérateur morphologique est appliqué afin de supprimer les pixels qui font partis d'embranchements, c'est-à-dire les pixels qui n'ont pas de voisins directs (nord, sud, est et ouest). Un exemple est présenté en Figure 43. La Figure 43.a représente le masque des pixels contenant encore de l'information après les étapes précédentes. La Figure 43.c est le masque après suppression des pixels qui n'ont pas de voisins directs. Le pixel supprimé est encadré en rouge.

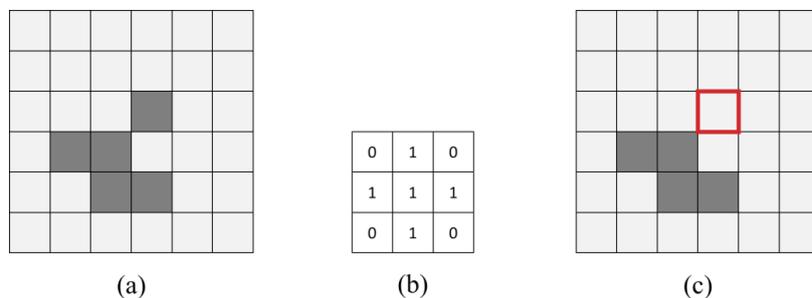


Figure 43: Elimination des pixels correspondants à des embranchements. (a) est le masque initial à traiter. (b) est l'opérateur morphologique utilisé. (c) est l'image résultante, le pixel encadré en rouge est éliminé.

Cette méthode permet d'éliminer les pixels contenant une information ne provenant pas d'une structure cohérente (la structure du myocarde notamment) où les pixels sont très groupés. La carte obtenue après utilisation de cette opération morphologique est notée P_e .

15.3.4. Elimination des groupes de trop peu de pixels

Les groupes de pixels composés de moins de 5 pixels sont également supprimés. En effet, les pixels correspondant au ventricule gauche sont relativement regroupés, mais des pixels ayant un niveau de gris proche de celui du ventricule peuvent être aussi conservés à l'intérieur de la cavité après les opérations précédentes. La carte résultante est notée P_g .

15.3.5. Création des zones de répulsion et d'attraction du contour actif autour du myocarde

La carte P_g contient une information correspondant majoritairement au myocarde. Cependant, elle ne peut pas être utilisée telle quelle comme terme d'énergie. En effet, selon le signe attribué à ce terme le contour actif agit différemment :

- Signe **positif** : attraction du contour actif au milieu du myocarde plutôt qu'au niveau de l'endocarde.
- Signe **négatif** : repoussement du contour actif à l'intérieur du ventricule.

Or le but de cette segmentation est de converger vers l'endocarde qui est l'interface entre l'intérieur du ventricule et le myocarde.

Remarque : Ici le gradient de la carte de probabilité ne peut pas être utilisé car il ne garantit pas que la région correspondant à l'endocarde ait uniquement un signe positif. Un exemple d'une carte après application du gradient (composante horizontale) est donné en Figure 44. L'endocarde est représenté par des poids négatifs et positifs.

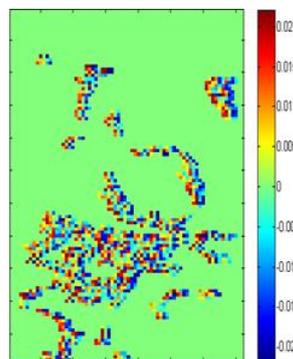


Figure 44 : Exemple de carte après application d'un gradient (composante horizontale).

Le but est de créer une zone de signe positif située autour du ventricule afin d'attirer le contour actif au niveau de l'endocarde. Le myocarde est lui représenté par des termes négatifs permettant de repousser le contour actif. Le contour actif est ainsi mieux guidé vers l'interface entre la cavité cardiaque et le muscle cardiaque.

Pour créer la zone d'attraction du contour actif, la carte probabilité P_g a été utilisée. Elle est sous-échantillonnée d'un facteur 2, permettant ainsi de récupérer l'information de manière grossière. Puis l'opération inverse est effectuée, ce qui permet d'obtenir les informations de probabilité grossière étendue autour de leurs régions initiales à la résolution de l'image IRM. Cette carte est notée P_a .

Un masque sur la probabilité P_g est ensuite appliqué à la carte P_a afin de ne pas inclure cette nouvelle information à celle déjà présente sur la carte P_g . La combinaison des deux est finalement faite en soustrayant P_g à la carte P_a . Les deux cartes ont alors des signes contraires ce qui permet de bien attirer ou repousser le contour actif selon les régions de l'image.

16. Propagation temporelle de la segmentation

Comme présenté dans la partie précédente, la segmentation du ventricule gauche de l'image de la séquence d'indice i nécessite deux segmentations en entrée de l'algorithme :

- $C_i^{(0)}$: Une segmentation grossière du ventricule gauche afin d'initialiser le contour actif.
- Myo_i : Une segmentation du myocarde afin de créer les cartes de probabilités.

Ces segmentations ne peuvent pas être définies par l'utilisateur pour toutes les images ce qui serait incompatible avec la procédure temps réel nécessaire à la thermométrie. Ainsi la deuxième partie de la méthode de segmentation proposée dans ce chapitre consiste à déterminer un algorithme permettant d'effectuer ces deux opérations de manière automatique sur chaque image de la séquence. Ceci est comparable à un suivi d'objet. Il se base notamment sur le suivi utilisé en [139].

Dans ce but, l'estimation de mouvement est utilisée afin de « propager » les segmentations C_0 et Myo_0 initiales de l'utilisateur. Celles-ci ne sont définies qu'une seule fois, en début de procédure (image d'indice 0). Afin de propager ces segmentations, le champ de déplacement estimé est appliqué à celles-ci afin de les recalculer sur l'image courante. Ceci permet d'avoir deux segmentations correspondantes à $C_i^{(0)}$ et Myo_i pour l'image d'indice i . L'algorithme proposé se divise en plusieurs blocs :

- **ST** : La propagation de la segmentation via une estimation du mouvement entre les deux images considérées.
- **D** : Un module de détection des erreurs de segmentation, déclenchant une nouvelle itération de la propagation ST en cas de non validation de la segmentation à l'itération courante.

Pour donner un bref aperçu de l’algorithme final proposé dans ce chapitre, le schéma bloc en Figure 45 est donné. Il se compose d’un premier bloc d’initialisation de la propagation temporelle sans prise en compte des segmentations des images en entrée (bloc ST_0). Ensuite une procédure itérative de la propagation temporelle avec utilisation des segmentations des images en entrée (bloc ST_ℓ) est utilisée. Ce bloc est immédiatement suivi d’une détection des erreurs de segmentation (bloc D). Si celle-ci n’est pas validée, le processus est réitéré jusqu’à validation de la segmentation où jusqu’au nombre maximal d’itération.

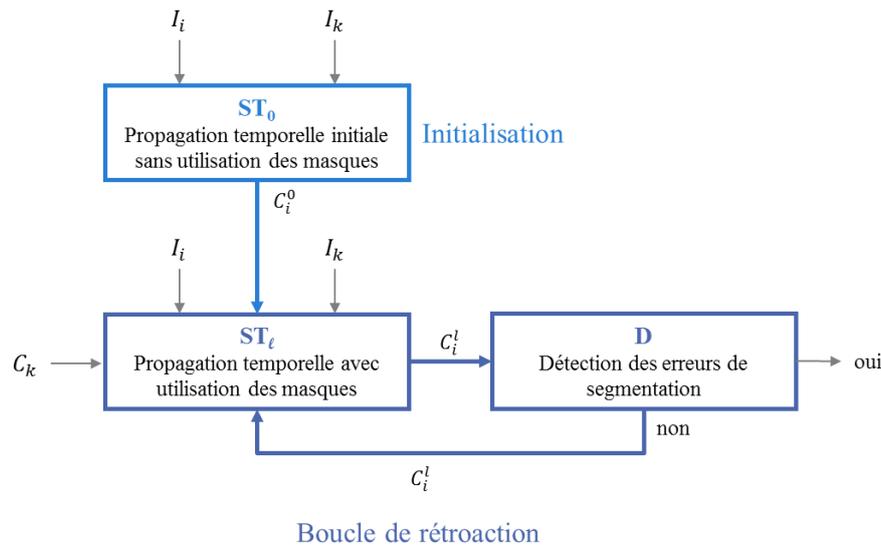


Figure 45: Schéma récapitulatif de l’algorithme de segmentation du ventricule gauche dans le temps. Un premier bloc sert d’initialisation de la propagation temporelle. Ensuite une boucle itérative est effectuée afin de déterminer si la segmentation est valide ou non.

16.1. Propagation de la segmentation par utilisation de l’estimation de mouvement

Afin d’utiliser la méthode en Figure 45 (bloc ST_ℓ) l’estimation de mouvement doit pouvoir prendre en compte les segmentations du ventricule gauche des deux images en entrée. Ainsi les modifications à apporter à l’estimation de mouvement sont présentées dans un premier temps. Ensuite la propagation temporelle de la segmentation sera plus amplement détaillée.

16.1.1. Insertion des masques sur le ventricule gauche dans la méthode d’estimation de mouvement

L’algorithme d’estimation de mouvement prend deux images en entrée, notées I_k et I_i . Le champ à estimer est de I_k vers I_i .

- NB : Pour la suite de cette sous-partie, l’indice des notations données est le même que celui de l’image à laquelle elles correspondent.

A chacune des deux images en entrée de l'algorithme est ajouté un vecteur de coordonnées des points du contour correspondant à la segmentation du ventricule gauche de l'image. Ces vecteurs de coordonnées sont notés C_k et C_i . A partir de ces vecteurs de coordonnées, des masques peuvent être générés permettant de différencier facilement les pixels correspondant à l'intérieur du ventricule gauche ou non. Ces masques sont notés M_k et M_i . Ainsi, deux ensembles de pixels sont définis :

- Les pixels correspondant au signal du flux sanguin font partie de l'ensemble noté S .
- Les pixels ne correspondant pas au flux sanguin à l'intérieur du ventricule (c'est à dire le fond de l'image) font partie de l'ensemble noté F . Par définition, F est le complémentaire de S .

Afin de prendre en compte les masques du ventricule gauche des deux images en entrée de l'estimation de mouvement, des modifications doivent être effectuées sur le calcul du déplacement présenté en § III.8.

Comme il a été expliqué en § III.10.2, la méthode d'estimation de mouvement employée est divisée en deux étapes : une estimation du mouvement global entre les deux images en entrée (B_1) et une estimation du déplacement résiduel (B_2). Des modifications sont apportées à ces deux étapes.

Modifications communes aux deux blocs :

A chaque itération, le champ de déplacement estimé à l'itération précédente est appliqué à I_k . La nouvelle image à l'itération n est notée I_k^n . Le masque M_k doit donc être déplacé afin de correspondre à la nouvelle position de l'image I_k .

Dans ce but, le champ de déplacement estimé à l'itération précédente est appliqué au jeu de coordonnées C_k (cf. Figure 46). Un second jeu de coordonnées est donc déterminé à chaque itération. Celui-ci est noté $C_k^{(n)}$. Ce dernier permet de générer le masque du ventricule gauche à l'itération courante, noté $M_k^{(n)}$.

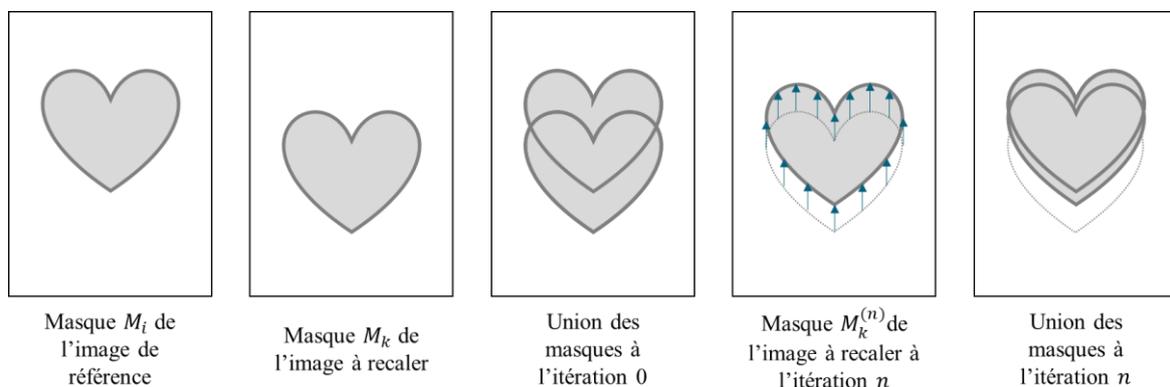


Figure 46 : Déplacement du masque M_k au cours des itérations.

Modification de la méthode d'estimation de mouvement global (bloc B₁ modifié) :

Le terme d'énergie à minimiser dans cette méthode est uniquement composé du terme issu de la conservation de l'intensité sur les données en équation (III-64). Le calcul des paramètres de mouvement global (modèle affine à 6 paramètres $A = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$) est effectué via les équations itératives (III-65). Ces équations sont des sommes effectuées sur l'ensemble des pixels de l'image. Les vecteurs de déplacement par pixels sont calculés à partir des paramètres A via l'équation (III-63).

Dans le calcul itératif des paramètres (en équation (III-65)), les expressions faisant intervenir directement les images à l'itération n sont :

- Les dérivées de la fonctionnelle d'erreur (en équation (III-64)) en fonction des paramètres à estimer, $\frac{\partial E}{\partial a_i}$ avec $i \in \{0, \dots, 5\}$ en équation (III-66). Cette expression fait intervenir les dérivées spatio-temporelles I_x, I_y et I_t calculées à partir des images $I_k^{(n)}$ et I_i .
- Les bornes supérieures des dérivées secondes de la fonctionnelle d'erreur (en équation (III-64)) par rapport aux paramètres à estimer, T_{a_i} avec $i \in \{0, \dots, 5\}$, pour les mêmes raisons que précédemment.

Ainsi les masques $M_k^{(n)}$ et M_i sont utilisés lors du calcul des dérivées premières et secondes du terme d'énergie par rapport aux paramètres A à estimer. Pour cela, à l'itération n , les pixels faisant partie de l'ensemble $F_i \cup F_k^{(n)}$ sont les seuls à être pris en compte dans la somme des dérivées premières. Ils sont aussi les seuls à être pris en compte dans la recherche de la borne supérieure des dérivées secondes. En Figure 47 sont présentés des schémas des masques utilisés afin d'exclure les pixels correspondants au signal sanguin au fur et à mesure des itérations.

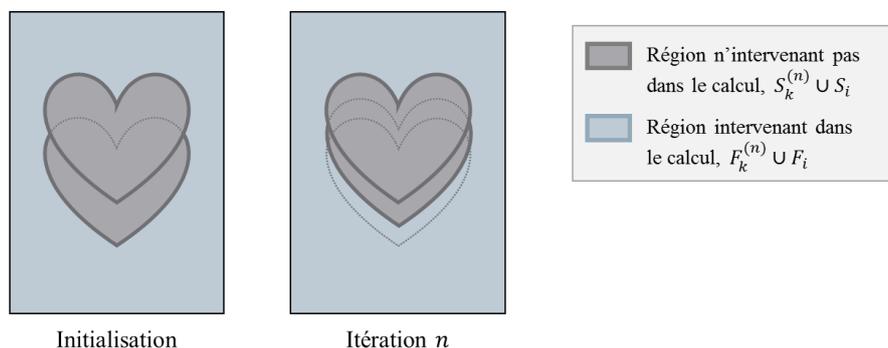


Figure 47 : Schéma des régions de l'image utilisées dans le calcul des paramètres de mouvement global A (en bleu). Les régions en gris correspondent à l'union $S_i \cup S_k^n$, rejetés lors du calcul.

Modification de la méthode d'estimation de mouvement résiduel (Bloc B₂ modifié) :

Comme présenté en § III.10.2, cette étape correspond à un algorithme de flot optique avec une initialisation du champ de déplacement par le mouvement global estimé en B₁ modifié. Encore une fois, une fonctionnelle d'erreur est à minimiser par une méthode itérative en équation (III-40). Cette fonctionnelle est composée de deux termes. Le premier est issu de l'hypothèse de conservation de l'intensité. Le second est un terme de régularisation du champ de déplacement permettant un lissage du champ de déplacement estimé afin que celui-ci soit plus cohérent.

Contrairement à B₁, le champ de déplacement est calculé pixel par pixel et non sur l'ensemble de ceux-ci. Par conséquent le masque du ventricule gauche n'est pas utilisé de la même manière que pour le bloc B₁.

Terme de conservation des données :

Comme pour B₁, le masque intervient pour :

- Le calcul des dérivées premières de la fonctionnelle d'erreur de Black et Anandan (cf. équation (III-40)) par rapport à u et v (cf. équations (III-42) et (III-43)).
- Le calcul des bornes des dérivées secondes de la fonctionnelle d'erreur de Black et Anandan (cf. équation (III-40)) par rapport à u et v .

Le calcul se faisant pixel par pixel, les vecteurs de déplacement (du, dv) à l'itération n sont uniquement calculés sur les pixels de l'union $F_i \cup F_k^{(n)}$. Comme présenté en Figure 48, lors de l'initialisation, le champ de déplacement de $S_i \cup S_k^n$ n'est pas mis à jour (zone grise). Par extension le champ de déplacement de l'ensemble S_i n'est jamais mis à jour au cours des itérations, l'ensemble restant inchangé. Par conséquent, les vecteurs de déplacement de ces pixels sont ceux issus du mouvement global estimé dans le bloc B₁ modifié. Au contraire, l'ensemble $S_k^{(n)}$ est recalé à chaque itération. Ainsi, le champ de déplacement de l'ensemble $S_k^{(n-1)} / \{S_k^{(n)} \cup S_i\}$ est mis à jour pour la première fois à l'itération n (zone en bleu rayée sur la Figure 48).

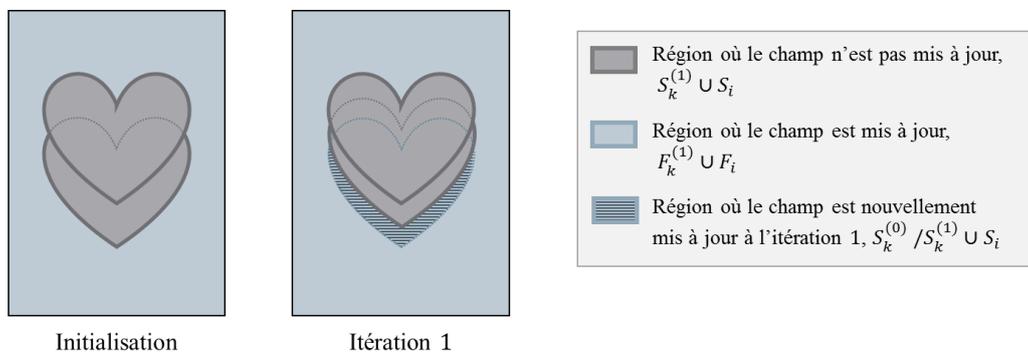


Figure 48 : Mise à jour des champs de déplacement par pixels (régions en bleu). Les régions en bleu rayées correspondent aux régions dont le déplacement est nouvellement mis à jour à l'itération 1. Les régions en gris ne sont pas mises à jour.

Terme de régularisation :

Ce terme est un lissage du champ de déplacement, lui procurant ainsi une plus grande cohérence. Il ne provient donc pas des images en entrée de l'algorithme. Par conséquent, le signal chaotique du flux sanguin ne perturbe pas la minimisation de cette fonctionnelle. Ainsi les masques M_i et $M_k^{(n)}$ n'interviennent pas.

16.1.2. Propagation de la segmentation

Une fois la segmentation du ventricule gauche effectuée sur une image (d'indice k), il est nécessaire d'effectuer la même procédure à l'image suivante (indice i). Pour cela, comme expliqué précédemment, il est nécessaire d'avoir :

- Une segmentation initiale, notée $C_i^{(0)}$.
- Un masque du myocarde, notée Myo_i .

Comme dit précédemment, cette propagation de la segmentation se fait de manière itérative. Elle se découpe en une première étape d'initialisation de la segmentation du ventricule gauche de l'image i , suivie d'une étape de raffinement de celle-ci.

Remarque : Les méthodes de propagation temporelle et de segmentation spatiale sont toutes deux itératives. Par conséquent, dans les paragraphes suivants, les segmentations ont deux indices correspondant à leurs itérations courantes dans ces deux méthodes. Celles-ci sont re-notées $C_i^{(l)(m)}$. Le premier indice correspond à l'itération dans la propagation temporelle (indice l), le second correspond à l'itération dans la méthode de segmentation spatiale (indice m). Pour cette dernière, la segmentation finale en sortie de l'algorithme de contour actif n'a pas d'indice présent dans la notation, elle est notée $C_i^{(l)}$.

Remarque : Tout comme pour les segmentations, le masque sur le myocarde est redéfini à chaque itération de la propagation temporelle. Par conséquent, un indice est aussi ajouté à celui-ci pour définir l'itération courante. Le masque est écrit $Myo_i^{(l)}$, l étant l'itération considérée de la propagation temporelle.

ST₀ : Première projection par utilisation de l'estimation de mouvement sans prise en compte des masques

Un schéma-bloc de cette première étape est présenté en Figure 49.

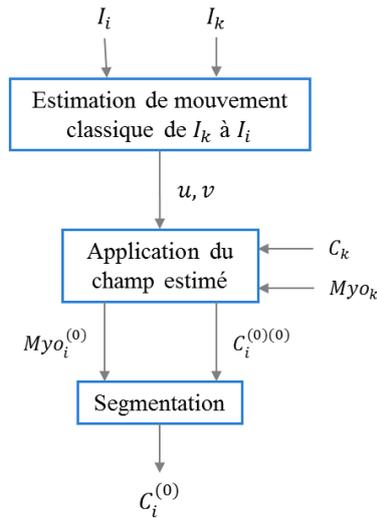


Figure 49 : Schéma de la propagation temporelle de la segmentation initiale. Ici les masques ne sont pas utilisés dans l'estimation de mouvement.

Dans un premier temps, l'estimation de mouvement telle que décrite en § IV.16.1.1 ne peut être utilisée. En effet, le vecteur de coordonnées C_i de la segmentation du ventricule gauche sur l'image courante n'étant pas encore calculé, la prise en compte des masques dans l'estimation de mouvement ne peut pas être appliquée.

Ainsi, les vecteurs de déplacement sont estimés une première fois par la méthode d'estimation de mouvement proposée en chapitre III prenant uniquement les deux images I_k et I_i en entrée. Le champ de déplacement (u, v) est ensuite appliqué à :

- C_k : ceci permet de déterminer une segmentation initiale de l'image I_i notée $C_i^{(0)(0)}$.
- Myo_k : ceci permet de déterminer les coordonnées du masque correspondant au myocarde sur l'image I_i , notée $Myo_i^{(0)}$.

Une fois ces deux projections effectuées, la méthode de contour actif peut être utilisée sur l'image I_i . Une segmentation du ventricule gauche, notée $C_i^{(0)}$, est ainsi disponible pour cette image.

ST_ℓ : Itération de l'estimation de mouvement avec prise en compte des masques

Le schéma-bloc de ST_ℓ est présenté en Figure 50. Il diffère du schéma-bloc de ST₀ uniquement par les entrées de l'estimation de mouvement où sont ajoutés les masques sur le ventricule gauche S_k et de S_i .

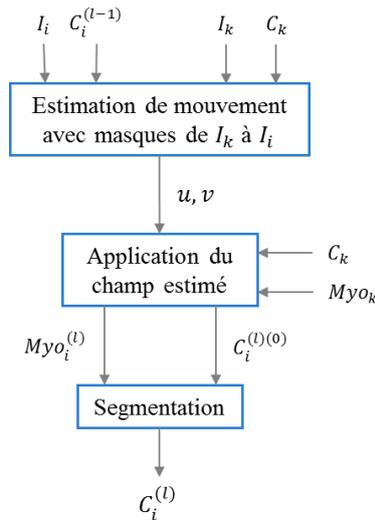


Figure 50 : Schéma de la propagation temporelle de la segmentation. Les masques correspondants à la segmentation du ventricule gauche des deux images en entrée sont pris en compte dans la compensation de mouvement. Ceci aboutit à une segmentation initiale différente à chaque itération de ce bloc.

Après application de ST_0 les deux masques du ventricule gauche sont disponibles sur les images I_k et I_i , la méthode d'estimation de mouvement proposée en § IV.16.1.1 avec prise en compte des segmentations peut être utilisée. Cela permet notamment d'annuler numériquement le signal du sang afin d'obtenir une projection différente de celle effectuée en ST_0 . De plus, cette méthode devrait permettre d'améliorer la précision de l'estimation de mouvement, ce qui résulte en une meilleure projection de C_k et de Myo_k .

A chaque itération la segmentation de l'image I_i , notée $C_i^{(l)}$, est soumise à un test de validation décrit dans la partie suivante. Cependant, les itérations de la propagation temporelle peuvent être effectuées en nombre limité. Le nombre d'itération maximal, noté it_{max} , est de 3 dans les travaux présentés dans ce chapitre. Ce nombre d'itération correspond au nombre maximal d'utilisations de la correction de mouvement pouvant être effectuées en temps réel avec une implémentation CPU/GPU de la chaîne de traitement de thermométrie.

Le cas limite considéré ici est un rythme cardiaque de 50 battements par minute avec 5 coupes d'imagerie acquises par battement. Ces conditions imposent un temps total de calcul maximal de 167 ms pour le traitement d'une image. Il a été déterminé en [63] que le temps de traitement d'une image était de 27,3 ms en thermométrie via une programmation CPU/GPU. Ainsi les quatre itérations de l'estimation de mouvement fixées dans la segmentation proposée dans ce chapitre (additionnées à celle recalant l'image courante sur l'image de référence) résultent en environ 136,5 ms de temps de calcul. Le temps de calcul restant devrait être suffisant pour effectuer les segmentations du ventricule gauche par la méthode de contour actif proposée en § IV.15.

Cependant ce nombre d'itération maximal reste à définir plus précisément lors d'expériences complémentaires.

16.2. Gestion des erreurs de segmentation au cours du temps

La méthode de propagation temporelle décrite précédemment ne garantit pas d'obtenir de bonnes segmentations du ventricule gauche. Ceci peut être dû à de mauvaises initialisations de $Myo_i^{(l)}$ (ce qui mène à une carte de probabilité peu exploitable) et de $C_i^{(l)}$, mais aussi dû à une carte de probabilité où le myocarde est difficile à déterminer. Etant donné que la propagation temporelle doit être automatique, il est nécessaire de détecter ces erreurs de segmentation afin de ne pas les prendre en compte. En effet, ceci fausserait les résultats de l'annulation numérique du sang. Pour cela, une méthode de détection des erreurs de segmentation (bloc D) a été développée.

D : Détection des erreurs par rétro-propagation

L'algorithme de détection des erreurs de segmentation peut être résumé par le schéma-bloc donné en Figure 51.

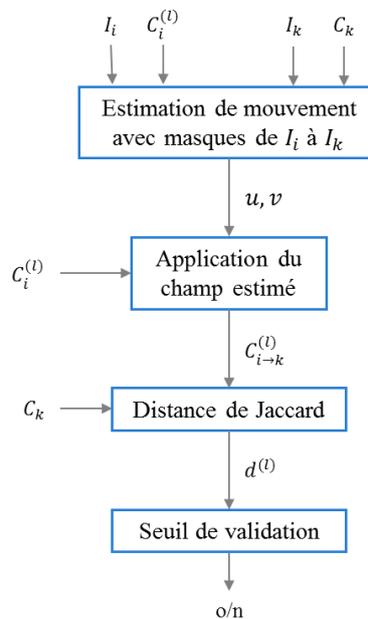


Figure 51 : Schéma de la détection des erreurs de segmentation. Si la réponse du détecteur est non, la propagation temporelle itérative est effectuée à nouveau avec le masque issu de la segmentation courante. Si la réponse est oui, la segmentation est validée. L'image peut être utilisée dans la propagation de la segmentation sur la prochaine image de la séquence.

Afin de détecter les erreurs de segmentation, il est supposé que la segmentation de l'image I_k est validée. Par conséquent l'image I_k utilisée dans la méthode de propagation temporelle de la segmentation est la dernière image validée de la séquence en cours de traitement.

- NB : La première segmentation de la séquence est considérée comme étant valide afin d'utiliser cette méthode. Dans les faits, ceci est le cas étant donné que Myo_0 et C_0 sont définis par l'utilisateur et ne comportent donc pas d'erreur.

La méthode proposée se fait en deux étapes :

- Une **projection inverse** de $C_i^{(l)}$ vers l'image I_k dont la segmentation C_k est validée. Ceci correspond à une rétro-propagation de la segmentation de l'image courante. La segmentation résultante est notée $S_{i \rightarrow k}^{(l)}$.
- Une **mesure de la distance de Jaccard** entre $S_{i \rightarrow k}^{(l)}$ et S_k .

Ces étapes sont décrites ci-après.

Projection inverse :

Afin d'effectuer une projection inverse le mouvement de I_i vers I_k est estimé avec prise en compte des masques du ventricule gauche. Le jeu de coordonnées $C_i^{(l)}$ correspondant à la segmentation du ventricule gauche de l'image I_i est projeté sur l'image I_k .

Distance de Jaccard :

Le coefficient de Jaccard est une mesure de correspondance des segmentations utilisée dans la littérature en analyse d'images [140].

Remarque : En imagerie médicale le coefficient de similarité Dice (DSC) [141] est généralement utilisé comme en [48]. Cependant, l'approche proposée dans ce chapitre étant générique et au vu de l'équivalence de ces deux mesures, la distance de Jaccard, complémentaire du coefficient de Jaccard, est utilisée ici.

La mesure de la distance de Jaccard permet de comparer deux ensembles entre eux, elle est donnée par l'équation suivante :

$$DJ(E_1, E_2) = 1 - \frac{Card(E_1 \cap E_2)}{Card(E_1 \cup E_2)}, \quad (IV-87)$$

où E_1 et E_2 sont les ensembles à comparer. Dans le cas de la comparaison entre deux segmentations identiques, la distance de Jaccard vaut 0.

La mesure de la distance de Jaccard entre S_k et $S_{i \rightarrow k}^{(l)}$ permet de comparer les ensembles de pixels considérés comme appartenant au ventricule gauche de l'image I_i recalée sur I_k et de l'image I_k entre eux.

Afin de valider ou non la segmentation de l'image I_i , un seuil, noté τ_{dj} , sur la distance de Jaccard est utilisé. L'utilisation de ce seuil, fixé à 0,15 expérimentalement (cf. § IV.18.2), donne lieu à deux cas de figures :

- Si $DJ(S_k, S_{i \rightarrow k}^{(l)}) \leq \tau_{dj}$ et $l \leq it_{max}$: la segmentation $S_i^{(l)}$ est validée.
- Si $DJ(S_k, S_{i \rightarrow k}^{(l)}) > \tau_{dj}$ et $l \leq it_{max}$: le bloc de propagation temporelle ST_l est réitéré.
- Sinon, la segmentation $S_i^{(l)}$ n'est pas validée.

17. Méthodes de validation

17.1. Jeu de données *in vivo*

La méthode proposée dans ce chapitre est utilisée sur un jeu de séquences IRM *in vivo* semblables à celui présenté en § III.11.1.2. L'unique différence est que le signal du flux sanguin n'est pas annulé par utilisation de bandes de saturation comme présenté en Figure 25. Ce jeu de données est composé de 13 séquences acquises sur des volontaires sains.

Rappel : Les paramètres d'acquisition de ces séquences sont les suivants :

- Type de séquence : Single Shot EPI
- Reconstruction GRAPPA :
 - Facteur d'accélération : 2
 - Lignes d'auto-calibration : 24
- Champ de vue : 187,67x280 mm
- Matrice : 72x108
- Nombre de coupes : 3
- Epaisseur de coupe : 7mm
- Orientation de coupe : Coronal (légèrement ajusté pour comprendre le mouvement respiratoire)
- TE : 17
- TR : 257
- Angle de bascule : 65°

17.2. Implémentation

La méthode de contour actif standard (cf. § IV.14.2), telle que proposée en [142], a été modifiée afin de prendre en compte le terme d'énergie sur la probabilité proposé dans ce chapitre. Cette méthode de contour actif est basée sur l'approche initiale de [106] en y ajoutant le terme de ballon proposé par [138].

17.3. Méthodes comparatives

La méthode proposée est comparée à :

- A une vérité terrain obtenue par segmentation manuelle du ventricule gauche.
- Aux résultats de la méthode de contour actif disponible en [142].

La vérité terrain des segmentations du ventricule gauche sur l'ensemble des images du jeu de donnée *in vivo* est utilisée afin de valider les segmentations obtenues via l'algorithme proposé dans ce chapitre. Pour cela le ventricule gauche a été segmenté manuellement sur chacune des images du jeu de données *in vivo*. Le jeu de coordonnées pour une image d'indice i est noté C_i^{vt} .

Les paramètres du contour actif standard ont été déterminés par recherche exhaustive sur un échantillon d'images (26 images prises sur l'ensemble du jeu de données *in vivo*). Les différents intervalles de valeurs sur lesquels les paramètres ont été recherchés sont donnés dans le Tableau 6.

Paramètres	Intervalle de valeur	Pas	Valeur déterminée
W_{image} Facteur appliqué à la force sur l'image	0,5 à 2	0,5	1
$W_{contours}$ Facteur appliqué à la force issue des contours	-2 à 2	0,5	1
$W_{intensité}$ Facteur appliqué à la force issue de l'intensité	-2 à 2	0,5	-0,5
W_{ballon} Facteur appliqué à la force issue du ballon	0 à 0,1	0,025	0,075
W_{int} Facteur appliqué à la force interne	0 à 2	0,5	1
α Facteur appliqué à la force de tension	0 à 2	0,5	1
β Facteur appliqué à la force de rigidité	0 à 2	0,5	1

Tableau 6 : Intervalles de valeur (et les pas associés) sur lesquels est faite la recherche exhaustive du paramétrage de l'algorithme de contour actif standard. Les valeurs des paramètres ainsi déterminées sont aussi données dans ce tableau.

Deux paramètres ont été prédéterminés lors de cette recherche exhaustive. Le facteur $w_{terminaisons}$ (appliqué à la force issue des terminaisons) est fixé à 0 de par les contraintes anatomiques du ventricule gauche (segmentation de forme circulaire). Le nombre d'itérations est fixé à 200. Ce nombre est volontairement grand afin de s'assurer d'atteindre une convergence de la segmentation.

Le critère à minimiser dans cette recherche était la distance de Jaccard entre les segmentations obtenues et celles de la vérité terrain.

Les paramètres finaux utilisés dans le contour actif standard sont donnés dans le Tableau 6.

18. Résultats

Dans cette partie, les différents résultats de la segmentation du ventricule gauche sont présentés. Ils sont séparés en plusieurs sous-parties :

- Résultats de la création du terme d'énergie sur la probabilité.
 - Exemples de cartes de probabilité P_v et P_{diff} .
 - Influence de la carte P_{diff} dans la création du terme d'énergie sur la probabilité E_p .
 - Influence des seuils τ_v et τ_{diff} .
- Résultats de la segmentation du ventricule gauche.
 - Qualité de la segmentation proposée.
 - Qualité du détecteur d'erreur de la segmentation.
- Résultats de l'utilisation de la segmentation dans l'estimation de mouvement.
 - Influence sur la mesure de l'EQM et de l'EQM normalisée.
 - Comparaison de la projection des vérités terrain sur celle de l'image de référence.

18.1. Terme sur la probabilité

Création des cartes de probabilité :

Des exemples de cartes de probabilité P_v et P_{diff} sont donnés à gauche de la Figure 52.a et de la Figure 52.b respectivement. L'image de module courante et la différence I_{diff} sont données à droite de ces cartes.

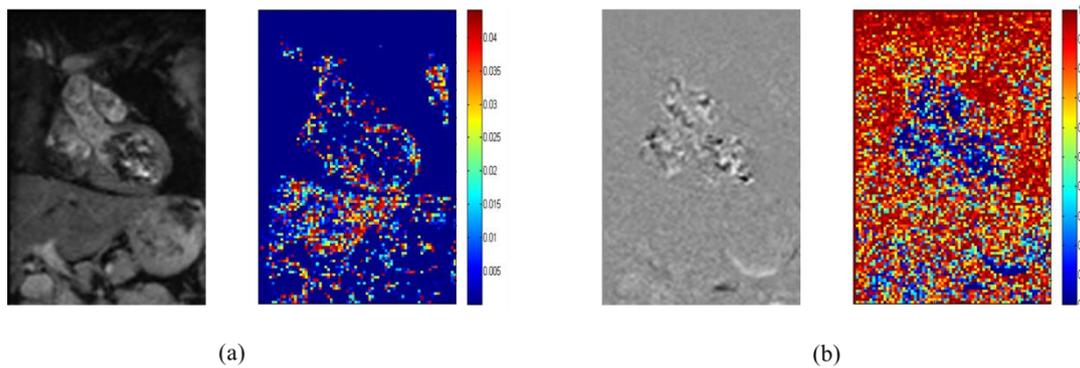


Figure 52 : Exemples de cartes de probabilité de (a) l'image courante et de (b) la différence I_{diff} .

Sur la première carte de probabilité P_v , la forme du muscle cardiaque est visible. De nombreux détails sur le foie sont conservés en termes de probabilité. Ceci s'explique par le fait que la valeur du signal dans ces régions est proche de celui du muscle cardiaque lui-même.

Sur la deuxième carte de probabilité P_{diff} , les zones de faibles probabilités (en bleu) sont localisées dans les cavités cardiaques.

Couplage des deux cartes :

En Figure 53, sont données les cartes intermédiaires du couplage des deux cartes de probabilité P_v et P_{diff} selon la chaîne de traitement présentée en § IV.15.3. Ces cartes sont obtenues pour une image où le coefficient d'inter-corrélation entre l'image courante et son image correspondante dans l'atlas est de 0,9525. Par conséquent le bloc SP_{1bis} utilisant P_{diff} , détaillé en § IV.15.3.2, est utilisé. Le terme d'énergie final est en Figure 53.f.

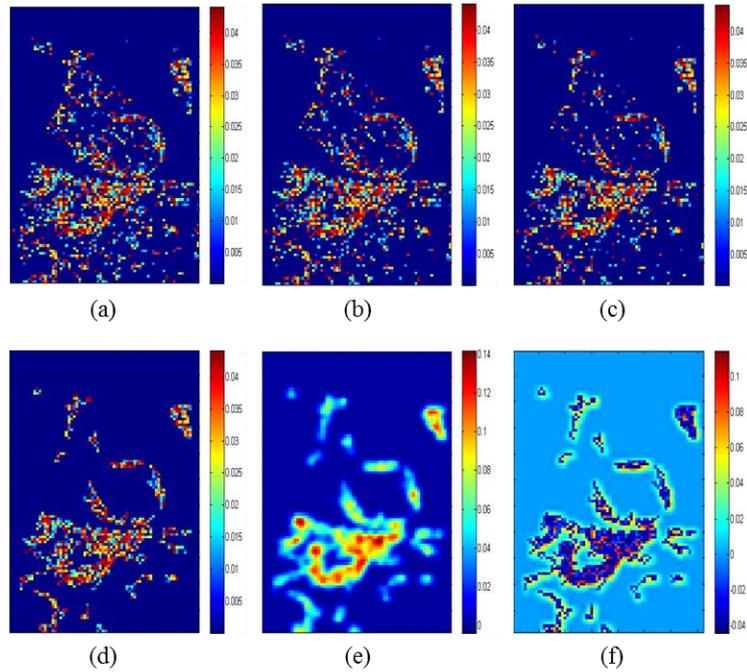


Figure 53 : Cartes intermédiaires de la chaîne de couplage des cartes de probabilité P_v et P_{diff} . (a) est la carte intermédiaire P_v' après seuillage sur la probabilité issue du module (SP_1). (b) est la carte intermédiaire P_v'' après seuillage sur la probabilité issue de la différence I_{diff} (SP_{1bis}). (c) est la probabilité P_b après suppression des embranchements de pixels (SP_2). (d) est la carte intermédiaire P_g après élimination des groupes de peu de pixels (SP_3). (e) est la carte intermédiaire P_a après floutage (SP_4). (f) est le terme d'énergie final E_p .

Les exemples donnés en Figure 54 sont issus de la même image courante qu'en Figure 53 mais sans utilisation de P_{diff} .

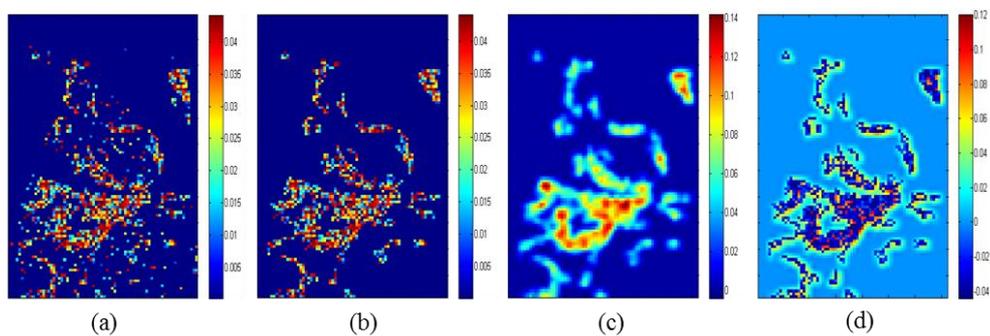


Figure 54 : Cartes intermédiaires de la chaîne de traitement de la carte de probabilités P_v . (a) est la probabilité P_b après suppression des branches de pixels (SP_2). (b) est la carte intermédiaire P_g après élimination des groupes de peu de pixels (SP_3). (c) est la carte intermédiaire P_a après floutage (SP_4). (d) est le terme d'énergie final E_p .

Ceci permet notamment de constater le gain apporté par la carte P_{diff} dans le calcul du terme d'énergie sur la probabilité. Dans cet exemple, un groupe de pixels à l'intérieur du ventricule est conservé lorsque la carte P_{diff} n'est pas utilisée (cf. Figure 54.d). Si ce terme est tout de même utilisable, l'utilisation de la carte P_{diff} peut apporter certaines améliorations, notamment au niveau de la suppression du signal à l'intérieur du ventricule gauche (cf. Figure 53.f).

Certaines régions sont compliquées à conserver (au niveau de l'apex notamment), dû à une forte inhomogénéité du signal du myocarde à ce niveau-ci. Ceci est visible sur les Figure 53.f et Figure 54.d où le myocarde semble scindé en deux parties. Cependant l'effet d'autres forces permet d'équilibrer la segmentation :

- Les forces internes : les contraintes d'élasticité et de tension du contour permettent à ce dernier de garder une forme arrondie sans trop « entrer » dans la cavité ainsi créée.
- La force issue du ballon : celle-ci permet de pousser le contour afin d'éviter qu'il ne se réduise à cet endroit.

Influence des seuils τ_p et τ_{diff} :

Le seuil τ_p appliqué à la carte P_v comme expliqué en § IV.15.3.1 est très bas (fixé à 0,008). L'influence de ce seuil sur l'énergie résultante est cependant grande comme montré en Figure 55. Il a été fixé ainsi de manière à conserver le mieux possible la structure du myocarde compte tenu des opérations effectuées après ce seuillage.

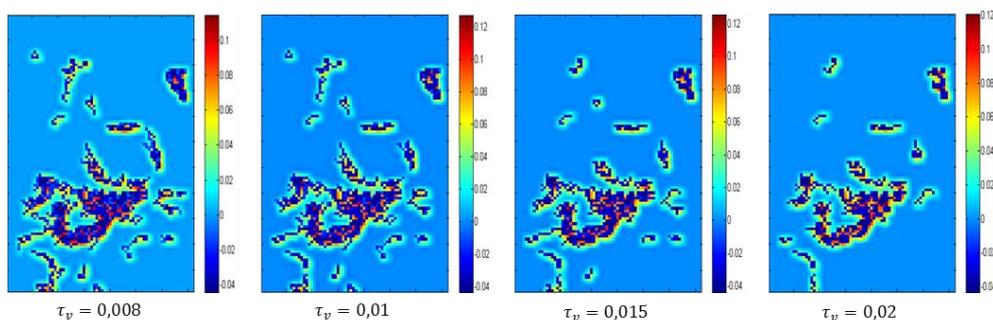


Figure 55 : Influence de la valeur du seuil τ_p sur le terme d'énergie final.

De la Figure 55, l'on constate que plus le seuil τ_p a une valeur grande, plus la structure du muscle cardiaque est perdue. Ceci est dû au fait que ce seuillage est aussi impacté par les autres traitements du couplage des cartes de probabilité, notamment sur :

- La suppression des embranchements. Le masque sur les probabilités conservées après le seuillage est plus « fin », ce qui entraîne une plus grande quantité de ce genre de pixels.

- L'élimination des groupes de pixels inférieurs à 5 pixels. Ce genre de groupes sont présents en plus grand nombre sur la carte P_v . En effet le myocarde est plus « sectionné ».

Le seuil τ_{diff} appliqué à la carte P_{diff} est fixé à 0,5 (cf. § IV.15.3.2). Tout comme pour le seuil τ_p , il a été fixé de manière à conserver le mieux possible le myocarde. En Figure 56 sont donnés des termes sur la probabilité obtenus pour différentes valeurs de τ_{diff} .

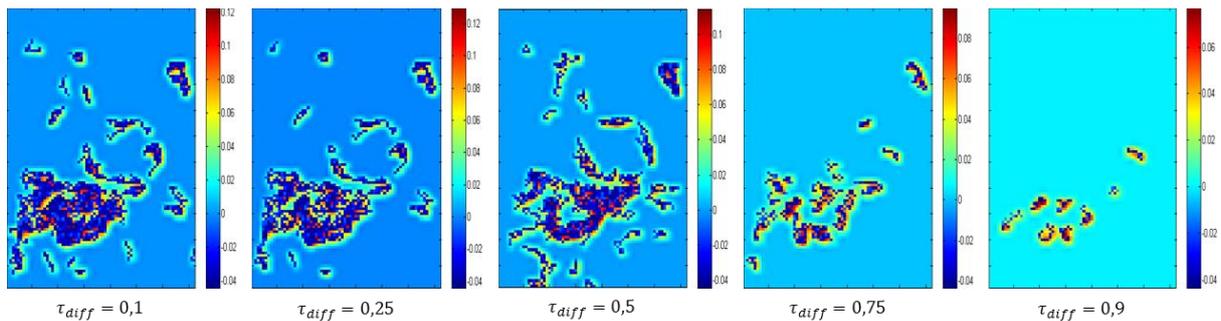


Figure 56: Influence de la valeur du seuil τ_{diff} sur le terme d'énergie final.

En Figure 56, l'on constate qu'une valeur trop petite de τ_{diff} n'apporte pas de gain sur la suppression du signal sanguin dans le terme d'énergie sur la probabilité. Au contraire, une valeur trop importante de ce seuil résulte en une perte du myocarde sur le terme.

18.2. Résultats de la segmentation

Dans cette sous-partie, la qualité de la segmentation du ventricule gauche proposée dans ce chapitre est étudiée. Ensuite la détection des erreurs de segmentation est analysée.

Paramètres de la segmentation:

La segmentation par contour actif telle que proposée dans ce chapitre a été utilisée avec les paramètres donnés dans le Tableau 7.

Ces paramètres ont été déterminés par recherche exhaustive. Pour cela les résultats ont été obtenus en faisant varier les différents paramètres sur les mêmes plages de valeurs que données dans le Tableau 6 en § IV.17.3. Le nouveau terme sur la probabilité a un poids w_p variant de 0 à 2 par pas de 0,5 (cf. Tableau 7). Comme pour le paramétrage de l'algorithme de contour actif standard en § IV.17.3, le facteur $w_{terminaisons}$ est fixé à 0 de par les contraintes anatomiques du ventricule gauche, et le nombre d'itération est fixé à 200 afin de s'assurer de la convergence de l'algorithme.

Le critère à diminuer était une nouvelle fois la distance de Jaccard entre les segmentations obtenues et celles de la vérité terrain.

- NB : Seul le terme d'énergie E_p est utilisé dans les forces dérivées de l'image elle-même.

Paramètres	Intervalle de valeur	Pas	Valeur déterminée
w_p Facteur appliqué à la force sur la probabilité	0 à 2	0,5	2
w_{image} Facteur appliqué à la force sur l'image	0,5 à 2	0,5	1
$w_{contours}$ Facteur appliqué à la force issue des contours	-2 à 2	0,5	0
$w_{intensité}$ Facteur appliqué à la force issue de l'intensité	-2 à 2	0,5	0
w_{ballon} Facteur appliqué à la force issue du ballon	0 à 0,1	0,025	0,075
w_{int} Facteur appliqué à la force interne	0 à 2	0,5	1
α Facteur appliqué à la force de tension	0 à 2	0,5	1
β Facteur appliqué à la force de rigidité	0 à 2	0,5	1

Tableau 7 : Intervalles de valeur (et les pas associés) sur lesquels est faite la recherche exhaustive du paramétrage de l'algorithme de contour actif proposée en chapitre IV. Les valeurs des paramètres ainsi déterminées sont aussi données dans ce tableau.

Résultats de la segmentation :

Figure 57, quelques exemples de segmentation issues de la méthode de contour actif standard (Figure 57.a), de la méthode contour actif proposée (Figure 57.b) et de la vérité terrain (Figure 57.c) sont donnés.

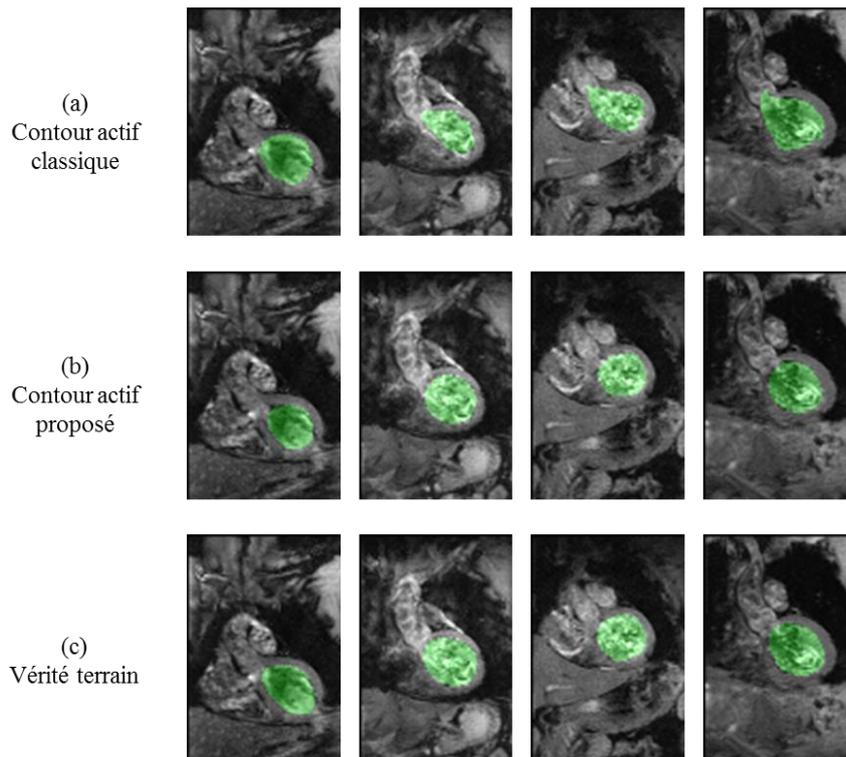


Figure 57: Exemples de segmentations issues de la méthode proposée (b), de la méthode de contour actif standard (a) et de la vérité terrain (c).

Sur ces exemples, les segmentations obtenues via la méthode standard ne sont pas précises. Ceci est dû au fait que les contours de l'image et son intensité ne suffisent pas à segmenter le myocarde sur les images de thermométrie.

Les segmentations obtenues avec les résultats issus des deux méthodes de contour actif (celle en [142] et celle proposée dans ce chapitre) ont été directement comparées à la vérité terrain. Pour cela la distance de Jaccard entre les segmentations obtenues et celles de la vérité terrain ont été calculées. La distance de Jaccard moyenne, sur l'ensemble du jeu de données était de :

- $0,15 \pm 0,04$, en comparant la vérité terrain aux résultats de la segmentation proposée dans ce chapitre.
- $0,46 \pm 0,2$, en comparant la vérité terrain aux résultats de la segmentation par contour actif en [142].

En Figure 58 sont présentées les distances de Jaccard moyennes par comparaison des segmentations de la vérité terrain avec celles issues de l'algorithme proposé dans ce chapitre (en rouge) et avec celles issues de l'algorithme standard (en vert). Ces moyennes sont calculées pour chacune des treize séquences composant le jeu de données *in vivo*. L'algorithme de segmentation proposé dans ce chapitre réduit considérablement cette métrique pour chaque séquence du jeu de données *in vivo*.

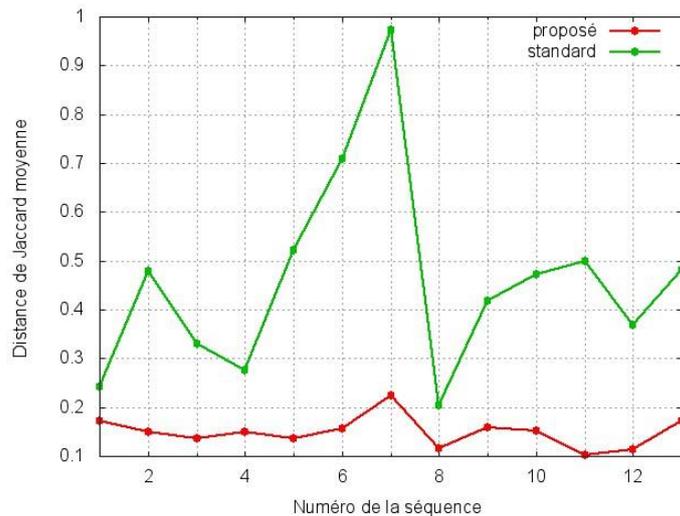


Figure 58 : Distances de Jaccard moyennes entre les segmentations de la vérité terrain et celles issues de l’algorithme proposé (en rouge) et celles issues de l’algorithme standard (en vert) pour chaque séquence composant le jeu de donnée in vivo (décrit en § IV.17.1).

Les segmentations issues de la méthode proposée dans ce chapitre sont plus proches de la vérité terrain que celles issues de l’algorithme de contour actif standard.

Résultats de la détection des erreurs de segmentation :

Afin de vérifier le mécanisme de détection des erreurs de segmentations présenté en § IV.16.2, des mesures de rappel et précision ont été effectuées. Pour cela, les ensembles suivants sont définis :

- Les segmentations validées sont celles considérées comme correctes par le détecteur D proposé en § IV.16.2.
- Les segmentations valides sont celles dont la distance de Jaccard avec la vérité terrain est inférieure à 0,2 (ce seuil est défini expérimentalement de manière visuelle).
- Les segmentations correctement validées appartiennent aux deux ensembles définis précédemment.

Le rappel est défini comme étant :

$$\text{rappel} = \frac{\text{nombre de segmentations correctement validées}}{\text{nombre de segmentations valides}}. \quad (\text{IV-88})$$

La précision est définie comme étant :

$$\text{précision} = \frac{\text{nombre de segmentations correctement validées}}{\text{nombre de segmentations validées}}. \quad (\text{IV-89})$$

Le rappel et la précision de la segmentation peuvent être calculés pour chaque séquence d'images composant le jeu de données *in vivo*. En Figure 59 sont présentés les graphiques de rappel et précision correspondant pour plusieurs valeurs de seuil de détection des erreurs de segmentation τ_{dj} .

Au vu des figures de rappel et précision de la détection des erreurs de segmentation, le seuil τ_{dj} appliqué dans le bloc de détection des erreurs proposé en § IV.16.2 est fixé à 0,15. En effet cette valeur optimise à la fois le rappel et la précision sur les séquences du jeu de données *in vivo*.

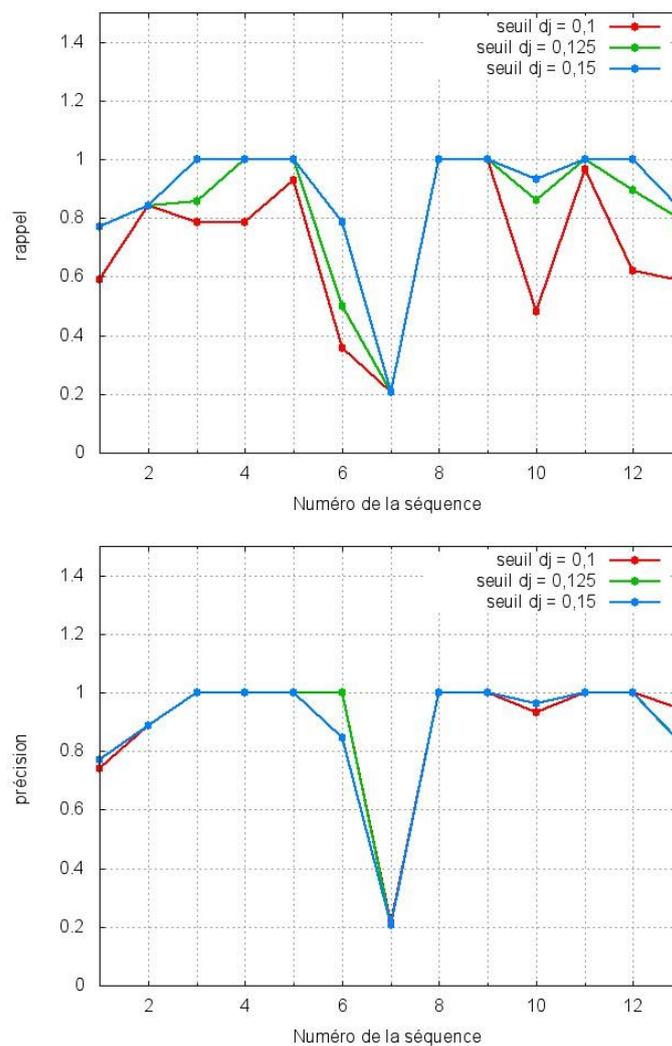


Figure 59 : Valeurs de rappel et précision pour chacune des 13 séquences composant le jeu de données *in vivo*. Différentes valeurs du seuil τ_{dj} du détecteur d'erreur proposé en § IV.16.2 ont été testées (rouge pour $\tau_{dj} = 0,1$, vert pour $\tau_{dj} = 0,125$ et bleu pour $\tau_{dj} = 0,15$).

18.3. Résultats de la compensation de mouvement

L'influence de la segmentation sur l'estimation du mouvement est quantifiée dans cette section. Pour cela, l'estimation de mouvement telle que proposée dans le chapitre III est utilisée avec et sans utilisation des masques sur le ventricule gauche. Cela donne lieu à deux ensembles de résultats en termes de champ de déplacement :

- Sans utilisation du masque : le champ de déplacement estimé est noté (u, v) .
- Avec utilisation du masque : le champ de déplacement estimé est noté (u_{seg}, v_{seg}) .

Un exemple de ces champs de déplacement est donné en figure suivante. Les différences entre ceux-ci sont surtout localisées au niveau du ventricule gauche.

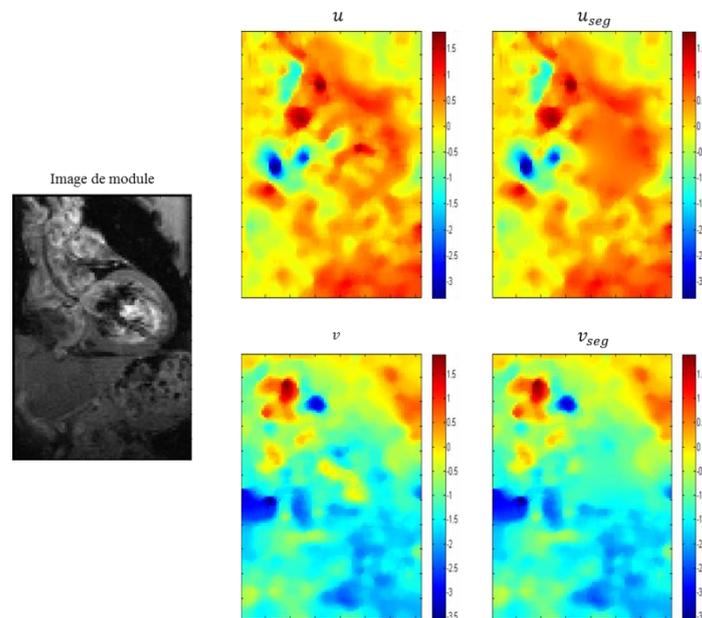


Figure 60 : Exemple de champ de déplacement estimés sans $(u$ et v) et avec $(u_{seg}$ et $v_{seg})$ prise en compte des masques sur le ventricule gauche. L'image à laquelle ils sont appliqués est donnée à gauche.

EQM et EQM normalisée :

L'effet de l'utilisation du masque dans l'estimation de mouvement sur l'EQM et sur l'EQM normalisée a été quantifié. Pour cela deux mesures différentes d'EQM ont été calculées. La première est celle issue du recalage des images sur l'image de référence avec les champs de déplacement (u, v) . La seconde est celle issue du recalage des images sur l'image de référence avec le champ de déplacement (u_{seg}, v_{seg}) . Par comparaison de ces deux ensembles de résultats, il a été constaté que l'EQM et l'EQM normalisée sont inchangés. La différence moyenne est en effet de moins de 0.2% de l'EQM et de l'EQM normalisée.

Etant donné que l'influence du masque est très locale (cf. Figure 60), l'EQM et l'EQM normalisée sont calculées dans la région du myocarde (exemples en Figure 61). Ces régions sont définies manuellement sur les images de référence de l'ensemble des séquences composant le jeu de données *in vivo*.

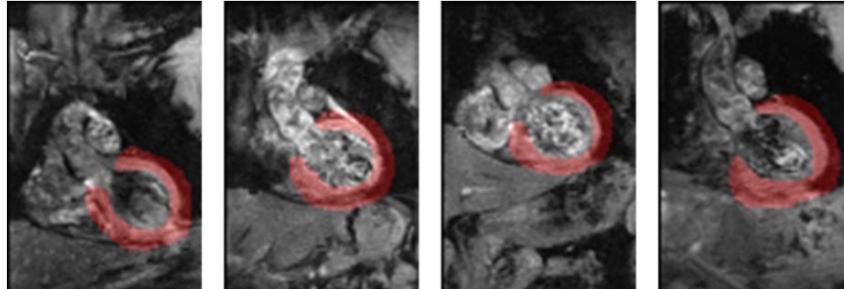


Figure 61: Exemples de masques sur la région autour du myocarde où l'EQM et l'EQM normalisée sont calculées.

L'EQM et l'EQM normalisée locales restent le même avec ou sans utilisation des masques dans l'estimation de mouvement. En effet une très légère augmentation de moins de 1% de l'EQM et de l'EQM normalisée locales a été calculée lorsque les masques sont utilisés. Ceci est notamment confirmé en Figure 62 où l'EQM normalisée locale avec et sans utilisation des masques dans l'estimation de mouvement sont tracés pour chaque séquence du jeu de données *in vivo*.

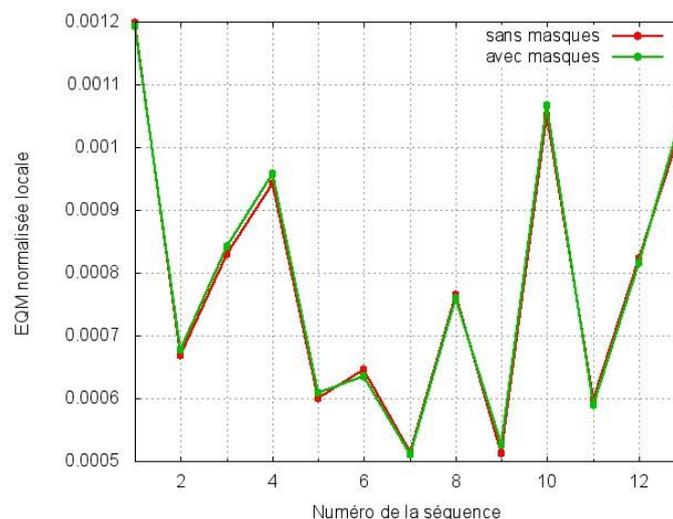


Figure 62 : EQM normalisée locale avec (en vert) et sans (en rouge) utilisation des masques dans l'estimation de mouvement pour chaque séquence composant le jeu de donnée *in vivo* (décrit en § IV.17.1).

Résultats sur la projection de la vérité terrain :

Afin de mieux quantifier l'apport de la segmentation du ventricule gauche en termes d'estimation de mouvement, une comparaison plus précise a été effectuée. Celle-ci consiste à projeter les vérités terrain sur l'image de référence par utilisation des champs de déplacement estimés avec et sans utilisation des masques (cf. Figure 63). Pour cela, les coordonnées de la segmentation manuelle C_i^{vt} sont déplacées des vecteurs de déplacement correspondant du champ (u, v) (cf. Figure 63.a). Cela donne une nouvelle segmentation projetée à la position de référence notée C_i' (contour bleu en Figure 63.c). Le même procédé est utilisé avec le champ de déplacement (u_{seg}, v_{seg}) (cf. Figure 63.b), ce dont résulte la nouvelle segmentation notée $C_{i_{seg}}'$ (contour vert en Figure 63.d). Ceci est effectué pour chaque image du jeu de données *in vivo*.

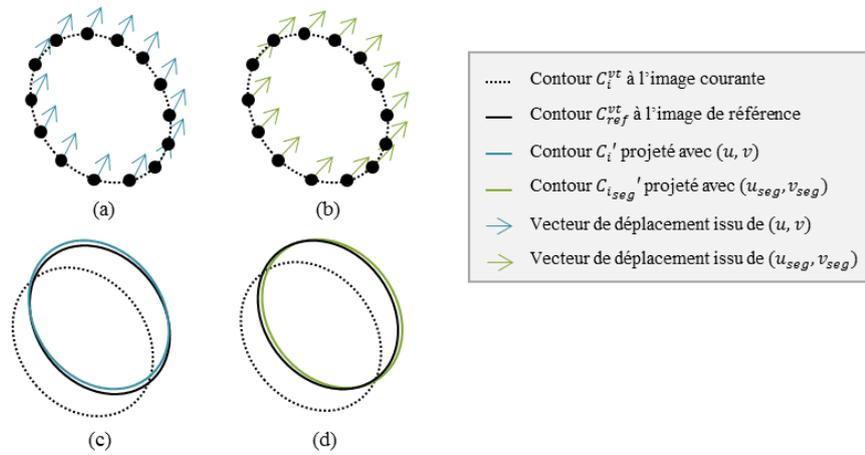


Figure 63 : Schéma explicatif de la projection de la vérité terrain sur celle de l'image de référence en (a) et (c) avec le champ de déplacement (u, v) et en (b) et (d) avec le champ de déplacement (u_{seg}, v_{seg}) . (a) et (b) sont les schémas de l'application des vecteurs de déplacement sur les points composants le contour de la vérité terrain. (c) et (d) sont les placements finaux des contours projetés et du contour de référence.

Les segmentations ainsi projetées sont comparées à la vérité terrain de l'image de référence (en noir en Figure 63.c et Figure 63.d) par calcul de la distance de Jaccard. Encore une fois, ce calcul est effectué deux fois, avec (en équation (IV-90)) et sans (en équation (IV-91)) prise en compte des masques dans l'estimation de mouvement.

$$DJ_1 = DJ(C_i', C_i^{ref}) \text{ et } DJ_2 = DJ(C_{i_{seg}}', C_i^{ref}) \quad (\text{IV-90}) \text{ et } (\text{IV-91})$$

Pour une plus grande précision du calcul, cette distance de Jaccard est calculée au demi-pixel près.

Un exemple de ces deux mesures obtenues sur une séquence du jeu de données *in vivo* est donné en Figure 64. Dans cet exemple, la distance de Jaccard est réduite lorsque les masques sont utilisés dans l'estimation de mouvement.

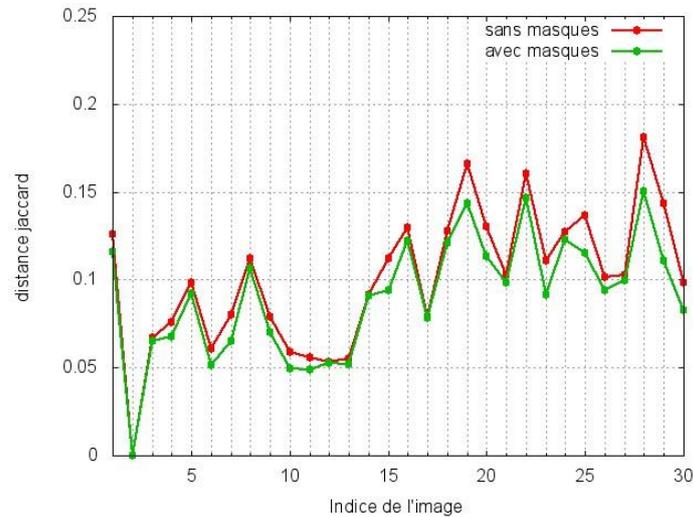


Figure 64 : Distance de Jaccard entre la vérité terrain de l'image de référence et les vérités terrain des images de la séquence projetées avec le champ de déplacement estimé avec (en vert) et sans (en rouge) prise en compte de ces masques sur le ventricule gauche.

Avec utilisation des masques dans l'estimation de mouvement, la distance de Jaccard entre la vérité terrain projetée et celle de référence est diminuée de $4 \pm 7\%$ en moyenne par rapport à l'estimation de mouvement sans utilisation des masques. Si cette amélioration paraît faible, cela reste un gain de précision qui peut se révéler très utile en thermométrie.

En Figure 65, les moyennes de DJ_1 et DJ_2 sur chaque séquence du jeu de données *in vivo* sont tracées. Pour trois de ces séquences (indices 1, 8 et 9 en Figure 65), l'utilisation des masques ne change pas la mesure de distance de Jaccard. Pour trois séquences (indices 4, 12 et 13 en Figure 65), l'utilisation des masques entraîne une augmentation de la distance de Jaccard. Et pour les sept dernières séquences (indices 2, 3, 5, 6, 7, 10 et 11) l'utilisation des masques réduit la distance de Jaccard.

Ces différences dans les séquences peuvent être dues à une apparence différente du flux sanguin dans les différentes séquences du jeu de données *in vivo*.

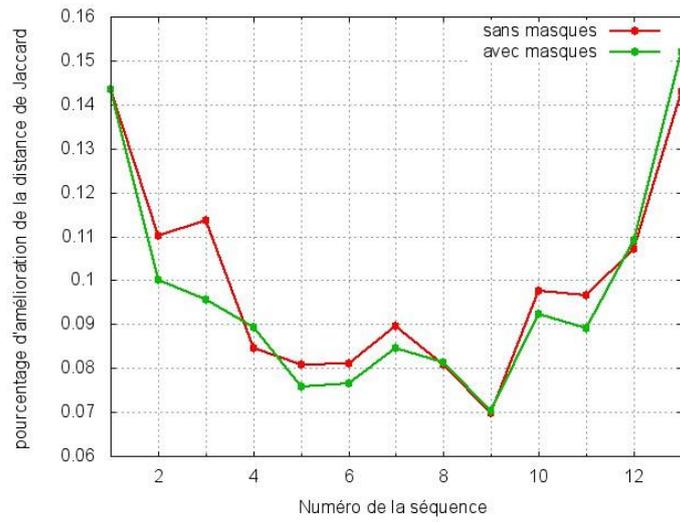


Figure 65 : Moyenne des distances de Jaccard DJ_1 (en rouge) et DJ_2 (en vert) en fonction des séquence composants le jeu de données in vivo.

Conclusion

Dans ce chapitre, une méthode de segmentation du ventricule gauche a été développée dans le but d'améliorer l'estimation du mouvement au niveau de l'interface entre le ventricule gauche et le myocarde.

La méthode de segmentation proposée est semi-automatique. En effet, elle ne prend en entrée que deux segmentations de l'utilisateur effectuées en début de séquence. La segmentation se déroule ensuite de manière automatique en propageant les segmentations d'image en image par utilisation de la méthode d'estimation de mouvement décrite dans le chapitre III. Une détection des erreurs de segmentation est de plus proposée via le calcul d'une distance de Jaccard. Le seuil de détection des erreurs τ_{dj} a été fixé à 0,15.

L'apport obtenu avec cette annulation numérique du signal numérique du sang est fin. Si l'EQM local reste inchangé avec ou sans utilisation de cette méthode, la projection de la vérité terrain sur celle de référence est meilleure lorsque l'annulation numérique du signal du sang est utilisée.

V. Conclusion Générale

19. Contributions

Deux études principales ont été menées durant cette thèse.

Tout d'abord, l'algorithme de flot optique de Black et Anandan, intégrant les estimateurs robustes, a été automatisé et rendu adaptatif aux images considérées. La principale contribution de cette étude consiste en la détermination de la distribution de l'erreur de compensation de mouvement. Pour cela, le modèle paramétrique de la FDP du signal de module en IRM de température a été utilisé. La distribution de l'erreur de compensation de mouvement permet ensuite de définir l'intervalle de confiance des mesures d'erreur de compensation de mouvement. Ceci permet de déterminer le paramètre de robustesse utilisé dans l'algorithme afin de pondérer différemment les mesures d'erreur de compensation de mouvement observées. Etant donné que la distribution du signal en IRM fait intervenir la valeur du signal sous-jacent, l'intervalle d'erreur varie en fonction de celui-ci. Des cartes de paramètres de robustesse ont donc été construites, permettant de pondérer automatiquement et localement les contributions des voxels de l'image dans le processus d'estimation de mouvement.

Cette méthode permet d'utiliser l'estimation de mouvement robuste de Black et Anandan de manière automatique. Ceci est un plus pour l'utilisation clinique de la thermométrie par IRM. Par ailleurs, l'architecture proposée est compatible avec une utilisation en temps réel de cette méthode. En effet, la détermination de la carte du paramètre de robustesse est effectuée une seule fois, et elle est ensuite accédée par chaque image de la séquence d'acquisition durant la phase de chauffage.

Dans un second temps, une méthode de segmentation semi-automatique du ventricule gauche a été proposée dans le but d'améliorer la qualité de l'estimation du mouvement. Pour cela, l'algorithme de segmentation par contour actif a été utilisé. Un nouveau terme d'énergie sur l'image, issu de la probabilité d'appartenir au ventricule gauche a été ajouté aux forces issues de l'image qu'utilise cet algorithme. Cette segmentation nécessite deux initialisations de l'utilisateur en début de séquence : une segmentation grossière du ventricule gauche et une segmentation du myocarde. Ensuite la segmentation est propagée entre deux images par application du champ de déplacement estimé avec la méthode donnée en chapitre IV. Une détection des erreurs de segmentation a de plus été insérée à cette propagation automatique.

La méthode proposée a pour but d'annuler numériquement le signal chaotique du sang à l'intérieur du ventricule. Par ce procédé, le mouvement estimé à l'interface entre le muscle cardiaque et l'intérieur de la cavité est légèrement plus précis car non perturbé par ce signal chaotique du sang. La précision du recalage est améliorée avec cette approche.

Ces deux méthodes ont pour but l'amélioration de la précision du champ de déplacement. Pour cela, la robustesse de la méthode au bruit inhérent aux images IRM et aux perturbations sur l'estimation du champ de déplacement dues au mouvement chaotique du flux sanguin à

l'intérieur des cavités cardiaques ont été étudiés. Dans les deux cas, les méthodes proposées apportent une amélioration de la qualité de l'estimation du mouvement.

Deux autres aspects pratiques sont de plus pris en compte dans les travaux proposés dans ce manuscrit. Le premier est la compatibilité des méthodes avec les contraintes de temps réel de la thermométrie par IRM. Le second est l'automatisme des méthodes. En effet, celles-ci requiert peu d'expertise et de manipulation, ce qui facilite leurs utilisations en condition clinique ce qui est à terme le but de cette étude.

20. Perspectives

Les méthodes proposées dans ce manuscrit sont encore à valider sur des données *in vivo* acquises lors d'une ablation thermique, ce qui n'a pas pu être effectué durant cette thèse. Le gain de précision sur la mesure de température apporté par ces méthodes plus robustes d'estimation de mouvement pourra être quantifié.

La méthode d'estimation robuste du mouvement proposée en chapitre III est en fin d'implémentation en tant que plug-in du logiciel « Thermoguide » de l'entreprise Image Guided Therapy. Ce qui permettra son utilisation lors de la supervision de la procédure d'ablation thermique. Cependant, la segmentation automatisée proposée en chapitre IV reste pour le moment à l'état d'étude de faisabilité. Par conséquent des expériences supplémentaires restent à être effectuées, notamment concernant l'étude de la propagation de la segmentation sur un très grand nombre d'images.

Publications

A. Emilien, J. Benois-Pineau, D. Elbes, et B. Quesson, « Adaptive rejection of outliers for robust motion compensation in cardiac MR-thermometry », dans *2013 20ème IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2013, p. 2514-2518.

A. Emilien, J. Benois-Pineau, D. Elbes, et B. Quesson, « Robust Motion Compensation in Dynamic MRI by Adaptive Selection of Outliers », dans *IEEE Journal of Biomedical and Health Imaging*, **en révision**.

Communications

A. Emilien, J. Benois-Pineau, D. Elbes, et B. Quesson, « Adaptive rejection of outliers for robust motion compensation in cardiac MR-thermometry », dans *2^e Consortium Recherche en Imagerie et Technologie pour la Santé 2013 (RITS)*, **présentation poster**.

A. Emilien, J. Benois-Pineau, D. Elbes, et B. Quesson, « Adaptive rejection of outliers for robust motion compensation in cardiac MR-thermometry », dans *2013 20ème IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, **présentation oral**.

Bibliographie

- [1] V. Fuster, L. E. Rydén, R. W. Asinger, D. S. Cannom, H. J. Crijns, R. L. Frye, J. L. Halperin, G. N. Kay, W. W. Klein, S. Lévy, R. L. McNamara, E. N. Prystowsky, L. S. Wann, D. G. Wyse, R. J. Gibbons, E. M. Antman, J. S. Alpert, D. P. Faxon, V. Fuster, G. Gregoratos, L. F. Hiratzka, A. K. Jacobs, R. O. Russell, S. C. Smith, W. W. Klein, A. Alonso-Garcia, C. Blomström-Lundqvist, G. de Backer, M. Flather, J. Hradec, A. Oto, A. Parkhomenko, S. Silber, A. Torbicki, American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Practice Guidelines, European Society of Cardiology Committee for Practice Guidelines and Policy Conferences (Committee to Develop Guidelines for the Management of Patients With Atrial Fibrillation), et North American Society of Pacing and Electrophysiology, « ACC/AHA/ESC Guidelines for the Management of Patients With Atrial Fibrillation: Executive Summary A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Practice Guidelines and the European Society of Cardiology Committee for Practice Guidelines and Policy Conferences (Committee to Develop Guidelines for the Management of Patients With Atrial Fibrillation) Developed in Collaboration With the North American Society of Pacing and Electrophysiology », *Circulation*, vol. 104, n° 17, p. 2118-2150, oct. 2001.
- [2] A. Chugh et F. Morady, « Atrial fibrillation: Catheter ablation », *J. Interv. Card. Electrophysiol.*, vol. 16, n° 1, p. 15-26, juin 2006.
- [3] P. Jaïs, B. Cauchemez, L. Macle, E. Daoud, P. Khairy, R. Subbiah, M. Hocini, F. Extramiana, F. Sacher, P. Bordachar, G. Klein, R. Weerasooriya, J. Clémenty, et M. Haïssaguerre, « Catheter Ablation Versus Antiarrhythmic Drugs for Atrial Fibrillation The A4 Study », *Circulation*, vol. 118, n° 24, p. 2498-2505, sept. 2008.
- [4] A. Kolandaivelu, M. M. Zviman, V. Castro, A. C. Lardo, R. D. Berger, et H. R. Halperin, « Noninvasive assessment of tissue heating during cardiac radiofrequency ablation using MRI thermography », *Circ. Arrhythm. Electrophysiol.*, vol. 3, n° 5, p. 521-529, oct. 2010.
- [5] B. D. de Senneville, S. Roujol, P. Jaïs, C. T. W. Moonen, G. Herigault, et B. Quesson, « Feasibility of fast MR-thermometry during cardiac radiofrequency ablation », *NMR Biomed.*, vol. 25, n° 4, p. 556-562, avr. 2012.
- [6] P. B. Roemer, W. A. Edelstein, C. E. Hayes, S. P. Souza, et O. M. Mueller, « The NMR phased array », *Magn. Reson. Med.*, vol. 16, n° 2, p. 192-225, nov. 1990.
- [7] D. O. Walsh, A. F. Gmitro, et M. W. Marcellin, « Adaptive reconstruction of phased array MR imagery », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 43, n° 5, p. 682-690, mai 2000.

- [8] E. G. Larsson, D. Erdogmus, R. Yan, J. C. Principe, et J. R. Fitzsimmons, « SNR-optimality of sum-of-squares reconstruction for phased-array magnetic resonance imaging », *J. Magn. Reson.*, vol. 163, n° 1, p. 121-123, juill. 2003.
- [9] X. Wan, D. L. Parker, J. N. Lee, H. R. Buswell, et G. T. Gullberg, « Reduction of phase error ghosting artifacts in thin slice fast spin-echo imaging », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 34, n° 4, p. 632-638, oct. 1995.
- [10] D. K. Sodickson et W. J. Manning, « Simultaneous acquisition of spatial harmonics (SMASH): fast imaging with radiofrequency coil arrays », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 38, n° 4, p. 591-603, oct. 1997.
- [11] M. A. Griswold, P. M. Jakob, R. M. Heidemann, M. Nittka, V. Jellus, J. Wang, B. Kiefer, et A. Haase, « Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA) », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 47, n° 6, p. 1202-1210, juin 2002.
- [12] K. P. Pruessmann, M. Weiger, M. B. Scheidegger, et P. Boesiger, « SENSE: sensitivity encoding for fast MRI », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 42, n° 5, p. 952-962, nov. 1999.
- [13] P. M. Jakob, M. A. Griswold, R. R. Edelman, et D. K. Sodickson, « AUTO-SMASH: a self-calibrating technique for SMASH imaging. SiMultaneous Acquisition of Spatial Harmonics », *Magma N. Y. N.*, vol. 7, n° 1, p. 42-54, nov. 1998.
- [14] R. M. Heidemann, M. A. Griswold, A. Haase, et P. M. Jakob, « VD-AUTO-SMASH imaging », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 45, n° 6, p. 1066-1074, juin 2001.
- [15] J. A. De Zwart, « Fast magnetic resonance temperature imaging for control of localized hyperthermia in medicine », thesis, 2000.
- [16] V. Rieke et K. B. Pauly, « MR Thermometry », *J. Magn. Reson. Imaging JMRI*, vol. 27, n° 2, p. 376-390, févr. 2008.
- [17] Y. Ishihara, A. Calderon, H. Watanabe, K. Okamoto, Y. Suzuki, K. Kuroda, et Y. Suzuki, « A precise and fast temperature mapping using water proton chemical shift », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 34, n° 6, p. 814-823, déc. 1995.
- [18] J. De Poorter, C. De Wagter, Y. De Deene, C. Thomsen, F. Ståhlberg, et E. Achten, « Noninvasive MRI thermometry with the proton resonance frequency (PRF) method: in vivo results in human muscle », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 33, n° 1, p. 74-81, janv. 1995.
- [19] R. M. Botnar, P. Steiner, B. Dubno, P. Erhart, G. K. von Schulthess, et J. F. Debatin, « Temperature quantification using the proton frequency shift technique: In vitro and in vivo validation in an open 0.5 tesla interventional MR scanner during RF ablation », *J. Magn. Reson. Imaging JMRI*, vol. 13, n° 3, p. 437-444, mars 2001.

- [20] R. D. Peters, R. S. Hinks, et R. M. Henkelman, « Heat-source orientation and geometry dependence in proton-resonance frequency shift magnetic resonance thermometry », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 41, n° 5, p. 909-918, mai 1999.
- [21] S. A. Sapareto et W. C. Dewey, « Thermal dose determination in cancer therapy », *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.*, vol. 10, n° 6, p. 787-800, juin 1984.
- [22] M. Ries, B. D. D. Senneville, S. Roujol, S. Hey, G. Maclair, M. O. Köhler, B. Quesson, et C. T. W. Moonen, « Three Dimensional Motion Compensation for Real-Time MRI Guided Focused Ultrasound Treatment of Abdominal Organs », in *AIP Conference Proceedings*, 2010, vol. 1215, p. 239-242.
- [23] D. A. Feinberg, D. Giese, D. A. Bongers, S. Ramanna, M. Zaitsev, M. Markl, et M. Günther, « Hybrid ultrasound MRI for improved cardiac imaging and real-time respiration control », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 63, n° 2, p. 290-296, févr. 2010.
- [24] S. Hey, A. Cernicanu, B. D. de Senneville, S. Roujol, M. Ries, P. Jaïs, C. T. W. Moonen, et B. Quesson, « Towards optimized MR thermometry of the human heart at 3T », *NMR Biomed.*, vol. 25, n° 1, p. 35-43, janv. 2012.
- [25] L. Qin, P. van Gelderen, J. A. Derbyshire, F. Jin, J. Lee, J. A. de Zwart, Y. Tao, et J. H. Duyn, « Prospective head-movement correction for high-resolution MRI using an in-bore optical tracking system », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 62, n° 4, p. 924-934, oct. 2009.
- [26] B. D. de Senneville, S. Roujol, C. Moonen, et M. Ries, « Motion correction in MR thermometry of abdominal organs: A comparison of the referenceless vs. the multibaseline approach », *Magn. Reson. Med.*, vol. 64, n° 5, p. 1373-1381, nov. 2010.
- [27] W. A. Grissom, V. Rieke, A. B. Holbrook, Y. Medan, M. Lustig, J. Santos, M. V. McConnell, et K. B. Pauly, « Hybrid referenceless and multibaseline subtraction MR thermometry for monitoring thermal therapies in moving organs », *Med. Phys.*, vol. 37, n° 9, p. 5014-5026, sept. 2010.
- [28] B. D. de Senneville, C. Mougenot, et C. T. W. Moonen, « Real-time adaptive methods for treatment of mobile organs by MRI-controlled high-intensity focused ultrasound », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 57, n° 2, p. 319-330, févr. 2007.
- [29] K. K. Vigen, B. L. Daniel, J. M. Pauly, et K. Butts, « Triggered, navigated, multi-baseline method for proton resonance frequency temperature mapping with respiratory motion », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 50, n° 5, p. 1003-1010, nov. 2003.
- [30] G. Maclair, B. Denis de Senneville, M. Ries, B. Quesson, P. Desbarats, J. Benois-Pineau, et C. T. W. Moonen, « PCA-based magnetic field modeling: application for on-line MR temperature monitoring », *Med. Image Comput. Comput.-Assist. Interv.*

- MICCAI Int. Conf. Med. Image Comput. Comput.-Assist. Interv.*, vol. 10, n° Pt 2, p. 411-419, 2007.
- [31] S. Hey, G. Maclair, B. D. de Senneville, M. Lepetit-Coiffe, Y. Berber, M. O. Köhler, B. Quesson, C. T. W. Moonen, et M. Ries, « Online correction of respiratory-induced field disturbances for continuous MR-thermometry in the breast », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 61, n° 6, p. 1494-1499, juin 2009.
- [32] V. Rieke, K. K. Vigen, G. Sommer, B. L. Daniel, J. M. Pauly, et K. Butts, « Referenceless PRF shift thermometry », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 51, n° 6, p. 1223-1231, juin 2004.
- [33] A. F. Frangi, W. J. Niessen, et M. A. Viergever, « Three-dimensional modeling for functional analysis of cardiac images: a review », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 20, n° 1, p. 2-25, janv. 2001.
- [34] E. McVeigh et C. Ozturk, « Imaging myocardial strain », *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 18, n° 6, p. 44-56, nov. 2001.
- [35] C. Ozturk, J. . Derbyshire, et E. R. McVeigh, « Estimating motion from MRI data », *Proc. IEEE*, vol. 91, n° 10, p. 1627-1648, oct. 2003.
- [36] P. Markelj, D. Tomaževič, B. Likar, et F. Pernuš, « A review of 3D/2D registration methods for image-guided interventions », *Med. Image Anal.*, vol. 16, n° 3, p. 642-661, avr. 2012.
- [37] J. B. A. Maintz et M. A. Viergever, « A survey of medical image registration », *Med. Image Anal.*, vol. 2, n° 1, p. 1-36, mars 1998.
- [38] H. Wang et A. A. Amini, « Cardiac motion and deformation recovery from MRI: a review », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 31, n° 2, p. 487-503, févr. 2012.
- [39] J. A. de Zwart, F. C. Vimeux, J. Palussièrre, R. Salomir, B. Quesson, C. Delalande, et C. T. Moonen, « On-line correction and visualization of motion during MRI-controlled hyperthermia », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 45, n° 1, p. 128-137, janv. 2001.
- [40] K. P. Gall, A. F. Thornton, J. Munzenrider, et S. Rosenthal, « Experience using radiopaque fiducial points for patient alignment during radiotherapy », *Int. J. Radiat. Oncol.*, vol. 27, p. 161-162, janv. 1993.
- [41] J.-Y. Jin, S. Ryu, K. Faber, T. Mikkelsen, Q. Chen, S. Li, et B. Movsas, « 2D/3D image fusion for accurate target localization and evaluation of a mask based stereotactic system in fractionated stereotactic radiotherapy of cranial lesions », *Med. Phys.*, vol. 33, n° 12, p. 4557-4566, déc. 2006.
- [42] H. Shirato, S. Shimizu, K. Kitamura, T. Nishioka, K. Kagei, S. Hashimoto, H. Aoyama, T. Kunieda, N. Shinohara, H. Dosaka-Akita, et K. Miyasaka, « Four-dimensional treatment planning and fluoroscopic real-time tumor tracking radiotherapy for moving tumor », *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.*, vol. 48, n° 2, p. 435-442, sept. 2000.

- [43] M. Bock, S. Müller, S. Zuehlsdorff, P. Speier, C. Fink, P. Hallscheidt, R. Umathum, et W. Semmler, « Active catheter tracking using parallel MRI and real-time image reconstruction », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 55, n° 6, p. 1454-1459, juin 2006.
- [44] M. Grothoff, C. Piorkowski, C. Eitel, T. Gaspar, L. Lehmkuhl, C. Lücke, J. Hoffmann, L. Hildebrand, S. Wedan, T. Lloyd, D. Sunnarborg, B. Schnackenburg, G. Hindricks, P. Sommer, et M. Gutberlet, « MR imaging-guided electrophysiological ablation studies in humans with passive catheter tracking: initial results », *Radiology*, vol. 271, n° 3, p. 695-702, juin 2014.
- [45] P. Wang et O. Unal, « Motion-compensated real-time MR thermometry augmented by tracking coils », *J. Magn. Reson. Imaging*, p. n/a-n/a, janv. 2014.
- [46] M. A. King, J. Dey, K. Johnson, P. Dasari, J. M. Mukherjee, J. E. McNamara, A. Konik, C. Lindsay, S. Zheng, et D. Coughlin, « Use of MRI to assess the prediction of heart motion with gross body motion in myocardial perfusion imaging by stereotracking of markers on the body surface », *Med. Phys.*, vol. 40, n° 11, p. 112504, nov. 2013.
- [47] N. . Al-Azzawi, H. A. Sakim, et W. A. W. Abdullah, « MR image monomodal registration based on the nonsubsampling contourlet transform and mutual information », in *2010 International Conference on Computer Applications and Industrial Electronics (ICCAIE)*, 2010, p. 481-485.
- [48] S. Roujol, J. Benois-Pineau, B. D. de Senneville, M. Ries, B. Quesson, et C. T. W. Moonen, « Robust real-time-constrained estimation of respiratory motion for interventional MRI on mobile organs », *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed. Publ. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 16, n° 3, p. 365-374, mai 2012.
- [49] B. S. Reddy et B. N. Chatterji, « An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration », *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 5, n° 8, p. 1266-1271, août 1996.
- [50] E. De Castro et C. Morandi, « Registration of Translated and Rotated Images Using Finite Fourier Transforms », *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 9, n° 5, p. 700-703, mai 1987.
- [51] C. K. Cheong, K. Alizawa, T. Saito, et M. Hatori, « Motion estimation with wavelet transform and the application to motion compensated interpolation », in , *1993 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1993. ICASSP-93*, 1993, vol. 5, p. 217-220 vol.5.
- [52] N. Carranza, G. Cristobal, M. J. Ledesma-Carbayo, et A. Santos, « A new cardiac motion estimation method based on a spatio-temporal frequency approach and Hough Transform », in *Computers in Cardiology, 2006*, 2006, p. 805-808.
- [53] J. Illingworth et J. Kittler, « A survey of the hough transform », *Comput. Vis. Graph. Image Process.*, vol. 44, n° 1, p. 87-116, oct. 1988.

- [54] H. Kälviäinen, « Motion estimation and the Randomized Hough Transform (RHT): New methods with gradient information », in *Computer Analysis of Images and Patterns*, D. Chetverikov et W. G. Kropatsch, Éd. Springer Berlin Heidelberg, 1993, p. 191-198.
- [55] H.-M. Chen, A. Goela, G. J. Garvin, et S. Li, « A parameterization of deformation fields for diffeomorphic image registration and its application to myocardial delineation », *Med. Image Comput. Comput.-Assist. Interv. MICCAI Int. Conf. Med. Image Comput. Comput.-Assist. Interv.*, vol. 13, n° Pt 1, p. 340-348, 2010.
- [56] L. Li et Y. Yang, « Optical Flow Estimation for a Periodic Image Sequence », *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, n° 1, p. 1-10, janv. 2010.
- [57] M. Xavier, A. Lalande, P. M. Walker, F. Brunotte, et L. Legrand, « An Adapted Optical Flow Algorithm for Robust Quantification of Cardiac Wall Motion From Standard Cine-MR Examinations », *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 16, n° 5, p. 859-868, sept. 2012.
- [58] D. J. Fleet et A. D. Jepson, « Computation of component image velocity from local phase information », *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 5, n° 1, p. 77-104, août 1990.
- [59] M. Alessandrini, A. Basarab, H. Liebgott, et O. Bernard, « Myocardial Motion Estimation From Medical Images Using the Monogenic Signal », *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, n° 3, p. 1084-1095, mars 2013.
- [60] M. Felsberg et G. Sommer, « The monogenic signal », *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 49, n° 12, p. 3136-3144, déc. 2001.
- [61] S. Loncaric et T. Macan, *Point Constrained Optical Flow for LV Motion Detection*. 2000.
- [62] G. Mihai, Y. Ding, H. Xue, Y.-C. Chung, S. Rajagopalan, J. Guehring, et O. P. Simonetti, « Non-rigid registration and KLT filter to improve SNR and CNR in GRE-EPI myocardial perfusion imaging », *J. Biomed. Sci. Eng.*, vol. 5, n° 12A, p. 871-877, déc. 2012.
- [63] S. Roujol, *MR-guided thermotherapies of mobile organs : advances in real time correction of motion and MR-thermometry*. Bordeaux 1, 2011.
- [64] G. Maclair, *Développement d'algorithmes temps réel de traitement de séquences d'images animées biomédicales pour la thermothérapie guidée par IRM*. Bordeaux 1, 2008.
- [65] R. Xu, P. Athavale, A. Nachman, et G. A. Wright, « Multiscale Registration of Real-Time and Prior MRI Data for Image-Guided Cardiac Interventions », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 61, n° 10, p. 2621-2632, oct. 2014.
- [66] B. K. P. Horn et B. G. Schunck, « Determining Optical Flow », *ARTIFICIAL INTELIGENCE*, vol. 17, p. 185-203, 1981.
- [67] R. Barrett, M. Berry, T. Chan, J. Demmel, J. Donato, J. Dongarra, V. Eijkhout, R. Pozo, C. Romine, et H. Van der Vorst, « Templates for the Solution of Linear Systems: Building Blocks for Iterative Methods, 2nd Edition », in *Templates for the Solution of*

Linear Systems: Building Blocks for Iterative Methods, 2nd Edition, Philadelphia, PA: SIAM, 1994.

- [68] P. Anandan, « A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion », *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 2, n° 3, p. 283-310, janv. 1989.
- [69] J. L. Barron, D. J. Fleet, et S. S. Beauchemin, « Performance of optical flow techniques », *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 12, p. 43-77, 1994.
- [70] S. Baker, D. Scharstein, J. P. Lewis, S. Roth, M. J. Black, et R. Szeliski, « A database and evaluation methodology for optical flow », *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 92, n° 1, p. 1-31, 2011.
- [71] D. Hasler, L. Sbaiz, S. Susstrunk, et M. Vetterli, « Outlier modeling in image matching », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 25, n° 3, p. 301-315, mars 2003.
- [72] J. M. Odobez et P. Bouthemy, « Robust multiresolution estimation of parametric motion models », *Jal Vis Comm Image Represent.*, 1995.
- [73] C. D. Constantinides, E. Atalar, et E. R. McVeigh, « Signal-to-noise measurements in magnitude images from NMR phased arrays », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 38, n° 5, p. 852-857, nov. 1997.
- [74] P. Kellman et E. R. McVeigh, « Image reconstruction in SNR units: a general method for SNR measurement », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 54, n° 6, p. 1439-1447, déc. 2005.
- [75] H. Gudbjartsson et S. Patz, « The rician distribution of noisy mri data », *Magn. Reson. Med.*, vol. 34, n° 6, p. 910-914, déc. 1995.
- [76] O. Dietrich, J. G. Raya, S. B. Reeder, M. Ingrisch, M. F. Reiser, et S. O. Schoenberg, « Influence of multichannel combination, parallel imaging and other reconstruction techniques on MRI noise characteristics », *Magn. Reson. Imaging*, vol. 26, n° 6, p. 754-762, juill. 2008.
- [77] S. Aja-Fernández et A. Tristán-Vega, « Influence of noise correlation in multiple-coil statistical models with sum of squares reconstruction », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 67, n° 2, p. 580-585, févr. 2012.
- [78] S. Aja-Fernandez, G. Vegas-Sanchez-Ferrero, et A. Tristan-Vega, « Noise estimation in MR GRAPPA reconstructed data », in *2011 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, 2011, p. 1815-1818.
- [79] S. Aja-Fernández, V. Brion, et A. Tristán-Vega, « Effective noise estimation and filtering from correlated multiple-coil MR data », *Magn. Reson. Imaging*, vol. 31, n° 2, p. 272-285, févr. 2013.
- [80] M. J. Black et P. Anandan, « The robust estimation of multiple motions: Parametric and piecewise-smooth flow fields », *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 63, n° 1, p. 75-104, 1996.

- [81] « vision.middlebury.edu/flow ». [En ligne]. Disponible sur: <http://vision.middlebury.edu/flow/>. [Consulté le: 01-sept-2014].
- [82] S. Aja-Fernández, A. Tristán-Vega, et C. Alberola-López, « Noise estimation in single- and multiple-coil magnetic resonance data based on statistical models », *Magn. Reson. Imaging*, vol. 27, n° 10, p. 1397-1409, déc. 2009.
- [83] S. Aja-Fernández, A. Tristán-Vega, et C. Alberola-López, « Noise estimation in single- and multiple-coil magnetic resonance data based on statistical models », *Magn. Reson. Imaging*, vol. 27, n° 10, p. 1397-1409, déc. 2009.
- [84] J. Rajan, J. Veraart, J. Van Audekerke, M. Verhoye, et J. Sijbers, « Nonlocal maximum likelihood estimation method for denoising multiple-coil magnetic resonance images », *Magn. Reson. Imaging*, vol. 30, n° 10, p. 1512-1518, déc. 2012.
- [85] J. Rajan, J. Van Audekerke, A. Van der Linden, M. Verhoye, et J. Sijbers, « An adaptive non local maximum likelihood estimation method for denoising magnetic resonance images », in *2012 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, 2012, p. 1136-1139.
- [86] J. Sijbers et A. J. den Dekker, « Maximum likelihood estimation of signal amplitude and noise variance from MR data », *Magn. Reson. Med. Off. J. Soc. Magn. Reson. Med. Soc. Magn. Reson. Med.*, vol. 51, n° 3, p. 586-594, mars 2004.
- [87] C. G. Koay, E. Ozarslan, et P. J. Basser, « A Signal-Transformational Framework for Breaking the Noise Floor and Its Applications in MRI », *J. Magn. Reson. San Diego Calif 1997*, vol. 197, n° 2, p. 108-119, avr. 2009.
- [88] J. Pearson, « Computation of Hypergeometric Functions », MSc in Mathematical Modelling and Scientific Computing Dissertation, 2009.
- [89] J. Pearson, [En ligne]. Disponible sur: <http://people.maths.ox.ac.uk/porterm/research/hypergeometricpackage.zip>.
- [90] D. Sun, J. P. Lewis, et M. Black, « Learning optical flow », in *In Proc. ECCV*, 2008, p. 83-97.
- [91] D. Sun, S. Roth, et M. J. Black, « Secrets of optical flow estimation and their principles », in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, 2010, p. 2432-2439.
- [92] S. Aja-Fernandez, « Parallel MRI noisy phantom simulator - File Exchange - MATLAB Central ». [En ligne]. Disponible sur: http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/file_infos/36893-parallel-mri-noisy-phantom-simulator. [Consulté le: 04-juill-2014].
- [93] A. Emilien, J. Benois-Pineau, D. Elbes, et B. Quesson, « Adaptive rejection of outliers for robust motion compensation in cardiac MR-thermometry », in *2013 20th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2013, p. 2514-2518.
- [94] M. D. Cerqueira, N. J. Weissman, V. Dilsizian, A. K. Jacobs, S. Kaul, W. K. Laskey, D. J. Pennell, J. A. Rumberger, T. Ryan, et M. S. Verani, « Standardized Myocardial

Segmentation and Nomenclature for Tomographic Imaging of the Heart A Statement for Healthcare Professionals From the Cardiac Imaging Committee of the Council on Clinical Cardiology of the American Heart Association », *Circulation*, vol. 105, n° 4, p. 539-542, janv. 2002.

- [95] « Deqing Sun ». [En ligne]. Disponible sur: <http://cs.brown.edu/~dqsun/research/software.html>. [Consulté le: 04-juill-2014].
- [96] B. L. van der Waerden, C. Guinchat, et A. Degenne, *Statistique mathématique*. Dunod, 1967.
- [97] C. Petitjean et J.-N. Dacher, « A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images », *Med. Image Anal.*, vol. 15, n° 2, p. 169-184, avr. 2011.
- [98] J. S. Suri, « Computer Vision, Pattern Recognition and Image Processing in Left Ventricle Segmentation: The Last 50 Years », *Pattern Anal. Appl.*, vol. 3, n° 3, p. 209-242, sept. 2000.
- [99] A. F. Frangi, W. J. Niessen, et M. A. Viergever, « Three-dimensional modeling for functional analysis of cardiac images: a review », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 20, n° 1, p. 2-25, janv. 2001.
- [100] A. Katouzian, A. Prakash, et E. Konofagou, « A new automated technique for left-and right-ventricular segmentation in magnetic resonance imaging », *Conf. Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. Annu. Conf.*, vol. 1, p. 3074-3077, 2006.
- [101] X. Lin, B. R. Cowan, et A. A. Young, « Automated Detection of Left Ventricle in 4D MR Images: Experience from a Large Study », in *Proceedings of the 9th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - Volume Part I*, Berlin, Heidelberg, 2006, p. 728-735.
- [102] R. J. van der G. Mehmet Uzümcü, « Time continuous tracking and segmentation of cardiovascular magnetic resonance images using multidimensional dynamic programming. », *Invest. Radiol.*, vol. 41, n° 1, p. 52-62, 2006.
- [103] Y. Tsadok, Y. Petrank, S. Sarvari, T. Edvardsen, et D. Adam, « Automatic segmentation of cardiac MRI cines validated for long axis views », *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 37, n° 7-8, p. 500-511, oct. 2013.
- [104] J. Y. Yeh, J. C. Fu, C. C. Wu, H. M. Lin, et J. W. Chai, « Myocardial border detection by branch-and-bound dynamic programming in magnetic resonance images », *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 79, n° 1, p. 19-29, juill. 2005.
- [105] J. Cousty, L. Najman, M. Couprie, S. Clément-Guinaudeau, T. Goissen, et J. Garot, « Segmentation of 4D cardiac MRI: Automated method based on spatio-temporal watershed cuts », *Image Vis. Comput.*, vol. 28, n° 8, p. 1229-1243, août 2010.
- [106] M. Kass, A. Witkin, et D. Terzopoulos, « Snakes: Active contour models », *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 1, n° 4, p. 321-331, 1988.

- [107] A. Yezzi, S. Kichenassamy, A. Kumar, P. Olver, et A. Tannenbaum, « A geometric snake model for segmentation of medical imagery », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 16, n° 2, p. 199-209, avr. 1997.
- [108] R. Battani, C. Corsi, A. Sarti, C. Lamberti, T. Piva, et R. Fattori, « Estimation of right ventricular volume without geometrical assumptions utilizing cardiac magnetic resonance data », in *Computers in Cardiology, 2003*, 2003, p. 81-84.
- [109] S. Osher et J. A. Sethian, « Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations », *J. Comput. Phys.*, vol. 79, n° 1, p. 12-49, nov. 1988.
- [110] N. Paragios, « A variational approach for the segmentation of the left ventricle in MR cardiac images », in *IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision, 2001. Proceedings*, 2001, p. 153-160.
- [111] C. Pluempitiwiriyaewej, J. M. F. Moura, Y.-J. L. Wu, et C. Ho, « STACS: new active contour scheme for cardiac MR image segmentation », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 24, n° 5, p. 593-603, mai 2005.
- [112] I. Ben Ayed, S. Li, et I. Ross, « Embedding Overlap Priors in Variational Left Ventricle Tracking », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 28, n° 12, p. 1902-1913, déc. 2009.
- [113] N. Paragios, M. Rousson, et V. Ramesh, « Knowledge-based registration segmentation of the left ventricle: a level set approach », in *Sixth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 2002. (WACV 2002). Proceedings*, 2002, p. 37-42.
- [114] Y. Wu, Y. Wang, et Y. Jia, « Segmentation of the left ventricle in cardiac cine MRI using a shape-constrained snake model », *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 117, n° 9, p. 990-1003, sept. 2013.
- [115] X. Lin, B. Cowan, et A. Young, « Model-based Graph Cut Method for Segmentation of the Left Ventricle », *Conf. Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. Annu. Conf.*, vol. 3, p. 3059-3062, 2005.
- [116] M. Lynch, O. Ghita, et P. F. Whelan, « Left-ventricle myocardium segmentation using a coupled level-set with a priori knowledge », *Comput. Med. Imaging Graph. Off. J. Comput. Med. Imaging Soc.*, vol. 30, n° 4, p. 255-262, juin 2006.
- [117] A. Tsai, J. Yezzi A., W. Wells, C. Tempany, D. Tucker, A. Fan, W. E. Grimson, et A. Willsky, « A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 22, n° 2, p. 137-154, févr. 2003.
- [118] M. R. Kaus, J. von Berg, J. Weese, W. Niessen, et V. Pekar, « Automated segmentation of the left ventricle in cardiac MRI », *Med. Image Anal.*, vol. 8, n° 3, p. 245-254, sept. 2004.
- [119] P. Yan, W. Zhang, B. Turkbey, P. L. Choyke, et X. Li, « Global structure constrained local shape prior estimation for medical image segmentation », *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 117, n° 9, p. 1017-1026, sept. 2013.

- [120] H. C. van Assen, M. G. Danilouchkine, A. F. Frangi, S. Ordás, J. J. M. Westenberg, J. H. C. Reiber, et B. P. F. Lelieveldt, « SPASM: a 3D-ASM for segmentation of sparse and arbitrarily oriented cardiac MRI data », *Med. Image Anal.*, vol. 10, n° 2, p. 286-303, avr. 2006.
- [121] D. Grosgeorge, C. Petitjean, J.-N. Dacher, et S. Ruan, « Graph cut segmentation with a statistical shape model in cardiac MRI », *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 117, n° 9, p. 1027-1035, sept. 2013.
- [122] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, et J. Graham, « Active Shape Models-Their Training and Application », *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 61, n° 1, p. 38-59, janv. 1995.
- [123] G. J. Edwards, C. J. Taylor, et T. F. Cootes, « Interpreting face images using active appearance models », in *Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 1998. Proceedings, 1998*, p. 300-305.
- [124] S. C. Mitchell, B. P. F. Lelieveldt, R. J. van der Geest, H. G. Bosch, J. H. C. Reiber, Milan, et M. Sonka, « Multistage Hybrid Active Appearance Model Matching: Segmentation of Left and Right Ventricles in Cardiac MR Images », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 20, p. 415-423, 2001.
- [125] J. H. Sebastian Zambal, « Improving Segmentation of the Left Ventricle Using a Two-Component Statistical Model. », p. 151-158, 2006.
- [126] H. Zhang, A. Wahle, R. K. Johnson, T. D. Scholz, et M. Sonka, « 4-D Cardiac MR Image Analysis: Left and Right Ventricular Morphology and Function », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 29, n° 2, p. 350-364, févr. 2010.
- [127] M. Üzümcü, A. F. Frangi, M. Sonka, J. H. C. Reiber, et B. P. F. Lelieveldt, « ICA vs. PCA Active Appearance Models: Application to Cardiac MR Segmentation », in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2003*, R. E. Ellis et T. M. Peters, Éd. Springer Berlin Heidelberg, 2003, p. 451-458.
- [128] M. Lorenzo-Valdés, G. I. Sanchez-Ortiz, A. G. Elkington, R. H. Mohiaddin, et D. Rueckert, « Segmentation of 4D cardiac MR images using a probabilistic atlas and the EM algorithm », *Med. Image Anal.*, vol. 8, n° 3, p. 255-265, sept. 2004.
- [129] J. Lötjönen, S. Kivistö, J. Koikkalainen, D. Smutek, et K. Lauerma, « Statistical shape model of atria, ventricles and epicardium from short- and long-axis MR images », *Med. Image Anal.*, vol. 8, n° 3, p. 371-386, sept. 2004.
- [130] W. Bai, W. Shi, D. P. O'Regan, T. Tong, H. Wang, S. Jamil-Copley, N. S. Peters, et D. Rueckert, « A probabilistic patch-based label fusion model for multi-atlas segmentation with registration refinement: application to cardiac MR images », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 32, n° 7, p. 1302-1315, juill. 2013.
- [131] Q. C. Pham, F. Vincent, P. Clarysse, P. Croisille, et I. E. Magnin, « A FEM-based deformable model for the 3D segmentation and tracking of the heart in cardiac MRI », in

Proceedings of the 2nd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, 2001. ISPA 2001, 2001, p. 250-254.

- [132] G. Hautvast, S. Lobregt, M. Breeuwer, et F. Gerritsen, « Automatic Contour Propagation in Cine Cardiac Magnetic Resonance Images », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 25, n° 11, p. 1472-1482, nov. 2006.
- [133] P. F. U. Gotardo, K. L. Boyer, J. Saltz, et S. V. Raman, « A New Deformable Model for Boundary Tracking in Cardiac MRI and Its Application to the Detection of Intra-Ventricular Dyssynchrony », in *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2006, vol. 1, p. 736-743.
- [134] M. Lorenzo-Valdés, G. I. Sanchez-Ortiz, R. Mohiaddin, et D. Rueckert, « Atlas-Based Segmentation and Tracking of 3D Cardiac MR Images Using Non-rigid Registration », in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention — MICCAI 2002*, T. Dohi et R. Kikinis, Éd. Springer Berlin Heidelberg, 2002, p. 642-650.
- [135] N. M. I. Noble, D. L. G. Hill, M. Breeuwer, J. A. Schnabel, D. J. Hawkes, F. A. Gerritsen, et R. Razavi, « Myocardial delineation via registration in a polar coordinate system », *Acad. Radiol.*, vol. 10, n° 12, p. 1349-1358, déc. 2003.
- [136] J. Ivins et J. Porrill, « Everything you always wanted to know about snakes (but were afraid to ask) ». juill-1993.
- [137] D. Marr et E. Hildreth, « Theory of Edge Detection », *Proc. R. Soc. Lond. B Biol. Sci.*, vol. 207, n° 1167, p. 187-217, févr. 1980.
- [138] L. D. Cohen, « On active contour models and balloons », *CVGIP Image Underst.*, vol. 53, n° 2, p. 211-218, mars 1991.
- [139] P. Delagnes, J. Benois, et D. Barba, « Active contours approach to object tracking in image sequences with complex background », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 16, n° 2, p. 171-178, févr. 1995.
- [140] K. H. Zou, S. K. Warfield, A. Bharatha, C. M. C. Tempany, M. R. Kaus, S. J. Haker, W. M. Wells, F. A. Jolesz, et R. Kikinis, « Statistical Validation of Image Segmentation Quality Based on a Spatial Overlap Index », *Acad. Radiol.*, vol. 11, n° 2, p. 178-189, févr. 2004.
- [141] L. R. Dice, « Measures of the Amount of Ecologic Association Between Species », *Ecology*, vol. 26, n° 3, p. 297-302, juill. 1945.
- [142] « Snake : Active Contour - File Exchange - MATLAB Central ». [En ligne]. Disponible sur: http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/file_infos/28149-snake---active-contour. [Consulté le: 11-oct-2014].