



HAL
open science

Segmentation interactive d'images cardiaques dynamiques.

Kevin Bianchi

► **To cite this version:**

Kevin Bianchi. Segmentation interactive d'images cardiaques dynamiques.. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université d'Auvergne - Clermont-Ferrand I, 2014. Français. NNT : 2014CLF1MM23 . tel-01366649

HAL Id: tel-01366649

<https://theses.hal.science/tel-01366649>

Submitted on 15 Sep 2016

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.

*ECOLE DOCTORALE
DES SCIENCES POUR L'INGENIEUR*

N° d'ordre :

Thèse

Présentée à l'Université d'Auvergne

pour l'obtention du grade de DOCTEUR
(Décret du 5 juillet 1984)

Spécialité : Informatique

soutenue le 09 décembre 2014

BIANCHI Kévin

Segmentation interactive d'images cardiaques dynamiques

Président	:	M. SARRUT David Directeur de recherches CNRS, CREATIS, UMR 5220 INSA/Université Lyon 1 CNRS
Membres	:	M. SARRY Laurent Professeur à l'Université d'Auvergne, ISIT, UMR 6284 Université d'Auvergne CNRS M. VACAVANT Antoine Maître de conférences, Informatique, ISIT, UMR 6284 Université d'Auvergne CNRS M. TERVE Pierre Informatique, Fondateur de l'entreprise Keosys
Rapporteurs	:	M. LALANDE Alain MCU, Praticien hospitalier Le2I, UMR 6306 Université de Bourgogne CNRS M. CLARYSSE Patrick Directeur de recherches CNRS, Université de Lyon, CREATIS; CNRS UMR5220; Inserm U1044; INSA-Lyon; Université Lyon 1
Examineur	:	M. SARRUT David Directeur de recherches CNRS, CREATIS, UMR 5220 INSA/Université Lyon 1 CNRS

Résumé

La thèse porte sur la segmentation spatio-temporelle et interactive d'images cardiaques dynamiques. Elle s'inscrit dans le projet ANR 3DSTRAIN du programme "Technologies pour la Santé et l'Autonomie" qui a pour objectif d'estimer de façon complète, dense et sur plusieurs modalités d'imagerie 3D+t (telles que l'imagerie par résonance magnétique (IRM), la tomographie par émission monophotonique (TEMP) et l'échocardiographie) l'indice de déformation du muscle cardiaque : le strain. L'estimation du *strain* nécessite une étape de segmentation qui doit être la plus précise possible pour fournir une bonne évaluation de cet indice. Nos travaux se sont orientés sur deux axes principaux : (1) le développement d'un modèle de segmentation conforme à la morphologie du muscle cardiaque et (2) la possibilité de corriger interactivement et intuitivement le résultat de la segmentation obtenue grâce à ce modèle.

L'algorithme de segmentation, que nous avons réalisé en suivant ces deux axes, s'appuie sur un modèle de contour actif, appelé B-spline *snake*, et permet d'isoler simultanément les parois endocardique et épicaudique nécessaires à l'évaluation de la déformation myocardique. Pour ce faire, ce modèle couple les deux contours pendant tout le processus de segmentation (en automatique et en interactif).

Le premier avantage de cet algorithme est qu'il permet de converger en combinant des énergies hétérogènes et une force de rappel entre les deux contours. Le problème de minimisation est modélisé par un formalisme de dérivée de forme appliqué à un double contour en 2D [BVSTS13, BVTS13], en 2D dynamique, ainsi qu'en 3D.

Le deuxième avantage est que ce modèle de segmentation peut être couplé à l'estimation du mouvement du myocarde soit par un couplage faible en construisant une énergie spécifique dépendante des champs de déplacement issu de l'estimation du mouvement ; soit par un couplage fort grâce à un modèle d'assimilation de données : les énergies issues de l'image servent de termes d'observation et le champ de déplacement participe au modèle d'évolution.

Le dernier atout de notre méthode est de permettre la manipulation locale et rapide des contours [BVSTS13, BVTS13]. Ainsi, les forces utilisées pour faire converger le modèle sont calculées en temps réel lors d'une phase de correction interactive. Elles permettent de donner à l'utilisateur différents retours qui peuvent être quantifiables de manière visuelle ou sensorielle (grâce à un bras à retour d'effort par exemple), dans le but d'améliorer le temps de travail du clinicien et la reproductibilité de la correction. Nous avons évalué les travaux de cette thèse en IRM cardiaque à l'aide de la base de données du challenge MICCAI 2009 sur la segmentation et le calcul d'indices cliniques liés au ventricule gauche du myocarde.

Mots Clés : segmentation cardiaque, myocarde, strain, modèle déformable, dérivée

de forme, B-spline snake, dual B-spline snake, segmentation interactive, correction interactive, haptique, IRM, TEMP, échocardiographie

This thesis focuses on the spatio-temporal and interactive segmentation of dynamic cardiac images. It is a part of the ANR 3DSTRAIN project of program "Technologies for Health and Autonomy" which aims to estimate full, dense and on several 3D+t imaging modalities (such as Magnetic Resonance Imaging (MRI), Single Photon Emission Computed Tomography (SPECT) and echocardiography) the index of deformation of the heart muscle : the strain. The *strain* estimation requires a segmentation step which must be as precise as possible to provide a good estimation of this index. Our work was focused on two main areas : (1) the development of a segmentation model conforms to the shape of the heart muscle and (2) the ability to interactively and intuitively correct the segmentation's result obtained with this model.

The segmentation algorithm, we have made along these two axes, is based on an active contour model, called *B-spline snake*, and allows simultaneous isolation of endocardial and epicardial walls necessary to assessment of myocardial deformation. To do this, the model couples two contours throughout the segmentation process (automatic and interactive).

The first advantage of this algorithm is that it can converge by combining heterogeneous energy and a restoring force between the two contours. The minimization problem is modeled by a shape gradient formalism applied to a double contour in 2D [BVSTS13, BVTS13] 2D+t and in 3D.

The second advantage is that this model of segmentation can be coupled to the motion estimation of the myocardium or by a weak coupling by constructing a specific energy depending of the displacement field derived from the motion estimation ; or by a strong coupling with a data assimilation model : energy from the image are used as terms of observation and the displacement field is involved in the evolution model.

The last advantage of our method is to allow local and rapid handling of contours [BVSTS13, BVTS13]. Thus, the forces used to converge the model is calculated in real time during interactive correction phase. They help give the user different returns that can be quantifiable by visual or sensory way (thanks to a haptic device) in order to improve the working time of the clinician and the reproducibility of the correction. We evaluated the work of this thesis in cardiac MRI with the database of the challenge MICCAI 2009 on the segmentation and the calculation of clinical signs associated with left ventricular myocardium.

Keywords : cardiac segmentation, myocardium, strain, deformable models, gradient shape, B-spline snake, dual B-spline snake, interactive segmentation, interactive haptic, MRI, SPECT, echocardiography

Remerciements

L'exercice est difficile tant il y a de personnes qui m'ont aidé durant ces trois années.

En premier lieu, je souhaite remercier mon directeur de thèse, Laurent Sarry, pour son aide, sa patience et sa bienveillance. Je suis heureux d'avoir pu travailler et apprendre à ses côtés. Une aide précieuse qui m'a permis de progresser et d'être fier du travail accomplis.

Je tiens aussi à remercier mon autre encadrant, Antoine Vacavant, pour son aide et son amitié. Cela a été un réel plaisir de travailler avec lui, et de discuter de longs moments que je venais le voir au Puy en Velay. Il a toujours su trouver les mots justes pour me rebooster.

Je remercie enfin mon dernier co-encadrant, Pierre Tervé, qui a sut m'accueillir et m'intégrer dans la société Keosys. Qui m'a aidé à avoir une vision industrielle de ma thèse et qui m'a épaulé jusqu'au Grand Jour.

Un grand merci tout particulier aux membres de mon jury, David Sarrut, Patrick Clarysse et Alain Lalande, pour avoir prit le temps de juger mon travail et me conseiller sur la rédaction de mon mémoire. Bien que leur temps soit précieux, ils ont su m'en accorder.

Je remercie également, Jérôme Fortineau, pour m'avoir permis de réaliser ma thèse dans son entreprise, Keosys, qui m'a permis de rencontrer des gens plus formidables les uns que les autres. Et je remercie par la même occasion tous les employés de Keosys pour leur bienveillance et leur bonne humeur.

Je n'oublie pas non plus Dorian pour sa bonne humeur, son humour et son amitié. Jonathan pour son soutien, Geoffrey, Victor, Robin, Pierre Antoine et Michael pour nos longs débats. A Pierre-Yves, un grand merci pour son amitié et de m'avoir héberger lors de mes déplacements sur Clermont-Ferrand.

Un merci tout particulier à Claire, qui a su m'épauler et surtout me supporter pendant cette thèse, qui a toujours trouver les mots justes, rassurer mes craintes et qui coute que coute à cru en moi et en mon potentiel. Je la remercie aussi pour ces chocolats chauds qu'elle m'apportait les nuits où je rédigeais mes articles.

Et bien entendu, un énorme merci à ma grande et belle famille. Je remercie mes parents de m'avoir permis de développer ma curiosité scientifique, leur soutien et leur amour. Sans eux, je n'en serai pas là aujourd'hui.

A ma famille, mes amis, mon cœur.

Table des matières

Résumé	iii
Liste des symboles et abréviations	xv
Introduction	xvii
1 Contexte médical et applicatif	1
1 Anatomophysiopathologie du cœur	1
1.1 Le myocarde du ventricule gauche	3
1.2 Les pathologies affectant la fonction cardiaque	4
1.3 Sectorisation cardiaque	6
2 Les modalités d'imagerie cardiaque dynamique	7
2.1 L'Imagerie par Résonance Magnétique	7
2.2 Echocardiographie	12
2.3 TEMP	18
2.4 Description des jeux de données pour la validation des résultats de segmentation	20
3 Le <i>strain</i> comme outil diagnostique et pronostique	21
3.1 Place de la thèse dans le projet ANR 3DSTRAIN	21
3.2 Le <i>strain</i> et ses différentes composantes	22
3.3 Méthodes d'évaluation du <i>strain</i>	23
2 État de l'art des méthodes de segmentation et/ou de suivi du myocarde	27
1 Classifications des méthodes de segmentation du myocarde	27
1.1 Méthodes basées image	27
1.2 Modèles par classification de pixels	29
1.3 Modèles statistiques de forme et d'apparence	29
2 Suivi pariétal par contours actifs	30
2.1 Formalisme énergétique unifié	30
2.2 Termes d'énergie de type frontière, région et vitesse	32
2.3 Les différentes implémentations en fonction des modèles déformables	33
2.4 État de l'art des modèles déformables en imagerie cardiaque	36
3 Segmentation interactive du myocarde par modèle dual	39
1 Protocole d'évaluation intrinsèque de la segmentation	39
2 Le <i>dual B-spline snake</i> 2D	40

2.1	Modèle 2D du myocarde	42
2.2	Modèle déformable associé	45
2.3	Prétraitement des images avant le calcul des énergies	53
3	Le <i>dual B-spline snake</i> tensoriel	55
3.1	En 2D+t	55
3.2	En 3D	60
4	Résultats	63
4.1	Environnement et initialisation	63
4.2	Évaluation de la base de données du challenge MICCAI	64
4.3	Influence du caractère temporel des séquences	73
4.4	Influence de la méthode d'optimisation	75
4.5	Positionnement par rapport aux méthodes du Challenge MIC- CAI 2009	75
4.6	Discussion	75
4	Application clinique des méthodes de segmentation	83
1	Intégration dans l'application d'évaluation du Strain	83
1.1	Intégration à la plateforme d'estimation du <i>strain</i>	83
2	Utilisation interactive des modèles déformables	90
2.1	Cas de la segmentation interactive	91
2.2	Résultats	93
3	Couplage avec l'estimation de mouvement	94
3.1	Couplage faible avec l'estimation du mouvement	94
3.2	Couplage fort avec l'estimation du mouvement	95
4	Évaluation des indices cliniques liés à la segmentation	99
A	Rappel des principes d'assimilation de données	119

Table des figures

1.1	Le coeur humain (d'après Servier Medical Art).	2
1.2	Schéma anatomique du coeur.	2
1.3	Les couches cardiaques (d'après Servier Medical Art).	2
1.4	Orientation des fibres musculaires au sein de la paroi du VG.	3
1.5	Référentiel local utilisé pour représenter les différentes déformations du muscle cardiaque.	4
1.6	Sectorisation cardiaque selon l'AHA. Les secteurs sont regroupés en territoires associés aux trois artères coronaires principales.	7
1.7	Le proton placé dans un champ magnétique effectue un mouvement de précession.	8
1.8	Image IRM du coeur en coupe petit axe.	10
1.9	Image IRM du coeur en coupe grand axe.	11
1.10	Phénomènes de réflexion / transmission d'une onde ultrasonore à l'interface entre deux milieux d'impédances acoustiques différentes.	13
1.11	Phénomène de réflexion et de réfraction de l'onde ultrasonore.	14
1.12	Diagrammes de diffusion dans le cas d'une sphère élastique de rayon a . La source est positionnée en 180° [83].	15
1.13	Schéma représentant le mode A.	16
1.14	Schéma représentant le mode B 2D.	16
1.15	Représentation de la pyramide d'acquisition en échocardiographie 3D.	17
1.16	Correspondances entre les vues et leur positionnement dans le coeur.	17
1.17	Fonctionnement de la TEMP.	19
1.18	Exemple d'un sinogramme.	19
1.19	Scintigraphie myocardique.	20
1.20	Exemples d'images en télédiastole des différents groupes de patients du challenge MICCAI 2009.	22
1.21	Analyse des déformations radiales à partir de l'incidence parasternale petit-axe (logiciel EchoPac 6.1, de General Electric).	24
1.22	Suivi d'un <i>speckle</i> .	24
1.23	Exemple d'images d'IRM de marquage tissulaire.	25
2.1	Organes entourant le coeur (coupe IRM petit axe) : 1) foie ; 2) poumon gauche ; 3) estomac.	28
3.1	Schéma de la signification ensembliste de l'indice de Dice (source : Challenge MICCAI 2009 [71]).	40
3.2	Distance perpendiculaire moyenne entre deux contours (source : Challenge MICCAI 2009 [71]).	40

3.3	<i>Dual B-spline snake</i> : \mathbf{P}_i^{epi} , \mathbf{P}_i^{endo} sont les points nodaux des contours épicaudique et endocardique, et \mathbf{Q}_i^{epi} sont les points de contrôle du contour épicaudique.	43
3.4	Contours endocardique $\mathbf{\Gamma}_{endo}$ et épicaudique $\mathbf{\Gamma}_{epi}$, issus du modèle <i>dual B-spline snake</i> , calculés à partir de la courbe médiane $\mathbf{\Gamma}_{mid}$. Les forces \mathbf{F}_i dérivent de l'énergie globale E (3.13) et sont projetées sur les limites de la sectorisation AHA.	44
3.5	Exemple de vitesses prédéfinies au noeud i appliquées en chaque noeud de la B-spline.	46
3.6	Calcul du champ de vecteurs GVF en l'absence de gradient aux frontières de l'épicaudie.	48
3.7	Influence de la distance de barrière minimale.	53
3.8	Influence des transformées en distance géodésique sur le GVF.	54
3.9	Représentation en balle de fusil tronquée, systèmes de coordonnées associés et limites de la sectorisation AHA où se déplacent les noeuds de la surface.	61
3.10	Résultat de la segmentation 3D automatique sur une image de TEMP.	63
3.11	Résultats de segmentation. En rouge le résultat du modèle proposé en 2D avec descente de gradient simple, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI. La première colonne est le résultat de la segmentation de l'endocarde en télésystole, la deuxième colonne celui de l'endocarde en télédiastole et la troisième colonne celui de l'épicaudie en télédiastole.	68
3.12	Résultats de segmentation. En rouge le résultat du modèle proposé en 2D avec descente de gradient multi-objectif, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI. La première colonne est le résultat de la segmentation de l'endocarde en télésystole, la deuxième colonne celui de l'endocarde en télédiastole et la troisième colonne celui de l'épicaudie en télédiastole.	69
3.13	Résultats de segmentation. En rouge le résultat du modèle proposé en 2D+t avec descente de gradient simple, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI. La première colonne est le résultat de la segmentation de l'endocarde en télésystole, la deuxième colonne celui de l'endocarde en télédiastole et la troisième colonne celui de l'épicaudie en télédiastole.	70
3.14	Résultats de segmentation, sur une séquence temporelle avec l'algorithme 2D+t, proche de l'apex (Patient SC-HYP-37). Une image sur deux est affichée. La courbe endocardique est en rouge, celle épicaudique est en vert.	71
3.15	Résultats de segmentation sur des coupes basales. En rouge le résultat du modèle proposé en 2D, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI.	72
3.16	Résultats de segmentation sur des coupes basales. En rouge le résultat du modèle proposé en 2D+t, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI.	73
3.17	Boxplot des distances perpendiculaires moyennes de l'endocarde avec les trois algorithmes proposés.	77

3.18	Boxplot des distances perpendiculaires moyennes de l'épicaarde avec les trois algorithmes proposés.	78
3.19	Boxplot des indices de Dice de l'endocarde avec les trois algorithmes proposés.	79
3.20	Boxplot des indices de Dice de l'épicaarde avec les trois algorithmes proposés.	80
4.1	Visualisation d'un examen de TEMP sur le logiciel 3DStrain.	84
4.2	Sélection des points en basal, médian et apical pour initialiser la sectorisation.	84
4.3	Sélection des points nodaux contraints sur les secteurs pour initialiser la surface sur la coupe médiane.	85
4.4	Sélection des points nodaux contraints sur les secteurs pour initialiser la surface sur la coupe apicale.	85
4.5	Sélection des points nodaux contraints sur les secteurs pour initialiser la surface sur la coupe médiane avec le stylet.	86
4.6	Sélection des points nodaux contraints sur les secteurs pour initialiser la surface sur la coupe apicale avec le stylet.	87
4.7	Manipulation avec deux doigts de la surface 3D pour l'orienter dans l'espace.	88
4.8	Correction interactive d'un nœud de la surface à l'aide du stylet.	89
4.9	Bras haptique Phantom Omni.	90
4.10	Utilisation du bras haptique pour le déplacement d'un nœud sur notre modèle 3D.	91
4.11	Déplacement d'un point pour la correction interactive du contour : a) la force issue de l'image est dans la même direction que l'interaction de l'utilisateur qui va vers le minimum d'énergie ; b) la force de l'image est dans la direction opposée à celle de l'utilisateur qui s'éloigne du minimum d'énergie.	92
4.12	Résultats de l'évaluation du mouvement (vecteurs bleus) et de la segmentation du myocarde (courbes rouges et blanches) comparée au contourage expert (courbes vertes et bleues).	95
4.13	Résultat de la segmentation par couplage faible avec l'estimation du mouvement. Patient SC-HF-I-09.	96
4.14	Résultat du couplage entre l'assimilation de données et la segmentation. En rouge le résultat, en violet la segmentation experte. Images générées par le code d'évaluation du challenge MICCAI [71].	98

Liste des tableaux

1.1	Vitesses de propagation des ondes ultrasonores dans différents milieux.	13
1.2	Profondeur de l'exploration possible en fonction des fréquences émises par la sonde échographique.	15
3.1	Évaluations des segmentations en 2D avec les deux méthodes d'optimisation, où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.	65
3.2	Résultat du modèle 2D+t où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.	67
3.3	Influence de la prise en compte du caractère temporel dans le modèle de segmentation où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.	74
3.4	Influence de la prise en compte du caractère temporel lors de la segmentation des coupes basales où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.	74
3.5	Influence de la prise en compte du caractère temporel lors de la segmentation des coupes apicales où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.	74
3.6	Influence de la méthode d'optimisation sur les résultats de la segmentation où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.	75
3.7	Positionnement de nos résultats par rapport à ceux des publications issues du challenge MICCAI où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.	76
4.1	Résultat après correction interactive 2D de la segmentation.	93
4.2	Évaluation des indices cliniques pour le modèle 2D.	100
4.3	Évaluation des indices cliniques pour le modèle 2D+t.	102
4.4	Évaluation des indices cliniques après correction interactive des contours.	103
4.5	Moyennes et écarts relatifs aux valeurs expertes des indices cliniques obtenus avec les modèles 2D et 2D+t par groupe de patients.	104
4.6	Moyennes et écarts relatifs aux valeurs expertes avec le modèle 2D après correction interactive par groupe de patients.	104
4.7	Moyennes des volumes diastoliques de la cavité (VDC) et des volumes systoliques de la cavité (VSC) en cm^3 regroupées par groupe de patient.	105
4.8	Coefficients de corrélation des indices cliniques obtenus par les différentes méthodes.	105

4.9 Moyennes et écarts relatifs aux valeurs expertes de la fraction d'éjection et de la masse ventriculaire gauche des publications MICCAI par groupe de patients. 106

Liste des symboles et abréviations

κ	Courbure de la courbe
Γ	Contour
\mathbf{F}	Force dérivant de l'énergie
\mathbf{f}	Champ de vecteurs
\mathbf{N}	Vecteur normal
\mathbf{P}	Point nodal d'une B-spline
\mathbf{Q}	Point de contrôle d'une B-spline
\mathbf{V}	Vitesse prédéfinie
\mathbf{w}	Champ de déplacements
μ	Moyenne des niveaux de gris d'une région
Ω	Domaine de définition
Φ	Énergie générique de type région
ϕ	Énergie générique de type frontière
Ψ	Énergie générique
ψ	Fonction de base de Fourier
b	Demi-épaisseur
B_i^j	Fonction de base B-spline centrée au nœud i et observée depuis le nœud j
dE	Dérivée de forme
E	Énergie globale
$m_{\mathbf{P}}$	Nombre de points nodaux
$m_{\mathbf{Q}}$	Nombre de points de contrôle
m_t	Nombre de coupes temporelles d'une séquence d'images
s	Paramétrisation de la courbe et abscisse curviligne
S_s	Espace spatial
S_t	Espace temporel
t	Paramètre temporel en $2D+t$

<i>Vect</i>	Sous-espace vectoriel
AHA	American Heart Association
ECG	Électrocardiogramme
GVF	Gradient Vector Flow
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique

Introduction

Cette thèse s'inscrit dans le projet ANR 3DStrain du programme "Technologies pour la Santé et l'Autonomie". Elle est cofinancée par la société Keosys (Saint-Herblain) et rattachée au laboratoire de recherche ISIT UMR 6284 CNRS (*Image Science for Interventional Techniques*). Elle est coencadrée par deux enseignants-chercheurs, Laurent Sarry et Antoine Vacavant, et par Pierre Tervé, responsable du département scientifique de Keosys.

L'objectif du projet 3DStrain est de mettre au point un formalisme générique pour le suivi pariétal et régional du myocarde et de l'adapter avec des termes d'attache aux données provenant de diverses modalités d'imagerie cardiaque 3D+t (échocardiographie 3D, TEMP, ciné-IRM).

En termes de quantification, il s'agit d'obtenir un champ de déplacement suffisamment fiable pour évaluer la fonction myocardique régionale par le calcul des déformations (*strain*) précises et reproductibles du ventricule gauche. Le *strain* a prouvé récemment son intérêt pronostique en cardiologie, mais son interprétation reste délicate du fait de la nature relative des indices ; l'un des objectifs du projet 3DStrain est aussi d'essayer d'apporter des réponses sur la notion de normalité de ces indices pour aider à leur interprétation.

Les maladies cardiovasculaires sont la première cause de mortalité dans les pays occidentaux [37, 51, 90]. Le diagnostic et les mesures curatives de ces pathologies peuvent compter sur différentes modalités d'imagerie cardiaque, comme l'IRM. De nos jours, l'IRM est reconnue comme étant la modalité de référence pour l'évaluation non invasive de la fonction ventriculaire gauche.

Cependant, la segmentation manuelle n'est pas seulement une tâche longue et fastidieuse, mais elle est également sujette à des variabilités intra et inter observateur. De ce fait beaucoup de travaux de recherche ont été menés sur des méthodes de segmentation automatiques. Bien que des progrès ont été accomplis dans la délimitation automatique du ventricule gauche, le résultat obtenu doit encore être amélioré pour approcher le résultat de la segmentation manuelle. Dans cette thèse, nous proposons un algorithme de segmentation automatique et interactive du myocarde appliqué sur les images des différentes modalités cardiaques. Cet algorithme, fondé sur un modèle paramétrique de contour actif, appelé *B-spline snake*, permet d'isoler simultanément les murs endocardique et épicaudique. Leur détection est nécessaire à l'évaluation des déformations myocardiques. Le modèle proposé exploite deux contours couplés qui sont mus par des énergies d'attache aux données, spécifiques à chaque paroi et aux modalités d'imagerie utilisées, et reliés par une énergie de rappel de type élastique.

En ciné IRM, une énergie région de type Chan et Vese est mise en œuvre pour l'endocarde, et une énergie frontière de type GVF pour l'épicarde. La minimisation des énergie fait appel à un formalisme de dérivée de forme appliqué au double contour en 2D, puis en 2D dynamique et enfin en 3D.

Un des avantages de notre algorithme est de permettre la manipulation locale et rapide des contours. Ainsi, les forces utilisées pour faire converger le modèle, sont calculées en temps réel, et sont transmises à l'utilisateur lors d'une phase de correction interactive. Les retours sensitifs peuvent être de différentes natures, visuels ou haptiques, et sont susceptibles d'améliorer la précision et la reproductibilité de la correction du résultat de la segmentation par le clinicien.

Ce manuscrit est organisé en quatre parties. Dans la première partie, nous situons le problème dans le contexte général du diagnostic des pathologies cardiaques. Puis dans la deuxième partie, nous présentons un état de l'art des méthodes de segmentation du myocarde, justifiant ainsi nos choix en termes de modélisation géométrique des parois et d'énergies utilisées pour les mettre en mouvement et interagir avec. Dans la troisième partie, nous présentons un modèle déformable paramétrique pour la segmentation interactive 2D, 2D+t et 3D du myocarde. Ce modèle repose sur l'utilisation de deux contours ou surfaces de type B-spline cubiques uniformes périodiques reliées entre elles par une énergie de rappel élastique. Enfin dans la quatrième partie, nous présentons les applications cliniques de ce modèle en liaison avec l'estimation du *strain* et nous donnons des éléments d'intégration logicielle des méthodes développés à l'application finale du projet 3DStrain.

Premier chapitre :

Partie 1 : Nous présentons l'anatomophysiopathologie du cœur. Les principaux éléments de l'anatomie et du fonctionnement du cœur humain, ainsi que les pathologies affectant la fonction cardiaque, sont présentés.

Partie 2 : Les différentes modalités d'imagerie cardiaque sont présentées avec, pour chaque modalité, un bref rappel du principe physique de formation des images, leurs avantages et inconvénients en terme de qualité d'image et de performances diagnostiques. Enfin, nous décrivons les jeux de données d'images IRM qui ont permis la validation des méthodes présentées dans ce mémoire.

Partie 3 : Nous présentons le positionnement et la contribution du modèle de segmentation développé au cours de cette thèse dans le cadre du projet ANR 3DStrain. La notion de *strain* et les méthodes standard qui permettent de l'évaluer sont décrites. Nous justifions en particulier pourquoi une segmentation précise des parois myocardiques est nécessaire pour estimer le *strain* et comment les deux problèmes sont liés.

Deuxième chapitre :

Partie 1 : Nous introduisons les grandes classes de méthodes de segmentation du myocarde, en particulier les contours actifs dont le choix est justifié.

Partie 2 : Ayant introduit les avantages des contours actifs dans la première partie du chapitre, nous nous attachons à présenter les différents modèles implicites et explicites de contours actifs, ainsi que les énergies qui leur sont applicables.

Troisième chapitre :

Partie 1 : Nous présentons les différents indices d'évaluation utilisés pour valider les modèles présentés dans ce mémoire, à savoir l'indice de Dice et la Distance Moyenne Perpendiculaire.

Partie 2 : Dans cette partie, nous présentons le modèle géométrique de *B-spline snake*. Nous introduisons ensuite la modélisation géométrique du modèle couplé en 2D. Puis nous présentons le modèle déformable qui lui est associé, ainsi que les énergies qui ont été choisies. Une attention particulière a été portée à l'optimisation des énergies par l'intermédiaire d'une nouvelle méthode, alternative à la méthode classique de descente de gradient : il s'agit d'une descente de gradient multi-critère qui permet de s'affranchir des poids arbitraires affectés à chaque terme d'énergie.

Partie 3 : Le modèle et les énergies sont étendus au 2D+t et au 3D à l'aide d'un formalisme tensoriel.

Partie 4 : Nous discutons des résultats de l'évaluation de nos modèles par rapport aux données manuelles fournies lors du challenge MICCAI de 2009 [71]. Nous montrons l'influence de chacune des contributions que nous proposons, ainsi qu'un comparatif avec les méthodes évaluées lors du challenge.

Quatrième Chapitre :

Partie 1 : Dans cette partie, nous présentons l'intégration des modèles de segmentations décrits dans ce mémoire dans le logiciel de test du laboratoire. Nous présentons aussi l'utilisation de différents périphériques pour aider à la manipulation de volume 3D, à l'initialisation et à la correction des contours et surfaces de la segmentation.

Partie 2 : Nous avons développé un modèle déformable interactif, qui utilise une coopération entre image et utilisateur pour corriger les résultats de façon intuitive et rapide. Nous présentons les différentes stratégies mises en place pour le 2D, 2D+t et le 3D. Enfin nous discutons des résultats de cette stratégie de correction interactive en 2D.

Partie 3 : L'évaluation du *strain* repose sur une phase de segmentation et d'évaluation de mouvement. Cette seconde partie a été développée dans une autre thèse du projet ANR 3Dstrain. Nous présentons deux stratégies de couplage entre segmentation et mouvement. La méthode de couplage faible repose sur la définition d'une nouvelle énergie construite à partir du mouvement et des gradients de l'image ; la méthode dite de couplage fort exploite un formalisme original d'assimilation de données variationnelle. Nous discutons de l'évaluation des résultats de ces différentes méthodes par rapport aux modèles décrit dans le chapitre 3.

Partie 4 : Nous avons discuté des résultats en termes de segmentation dans le

chapitre 3. Pour conclure ce chapitre, nous discutons de l'évaluation des indices cliniques produits à partir de nos différents modèles, ainsi que ceux évalués lors de la phase de correction et ceux issus du couplage avec l'estimation de mouvement.

Chapitre 1

Contexte médical et applicatif

1 Anatomophysiopathologie du cœur

Le cœur est un organe creux et musculaire qui assure la circulation du sang. Il est situé dans le médiastin antéro-inférieur, $2/3$ à gauche et $1/3$ à droite de la ligne médiane (Fig. 1.1(a)). C'est la partie médiane de la cage thoracique, délimitée par les poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Il pèse environ 300 grammes chez l'adulte et a la forme grossière d'une pyramide renversée à trois faces.

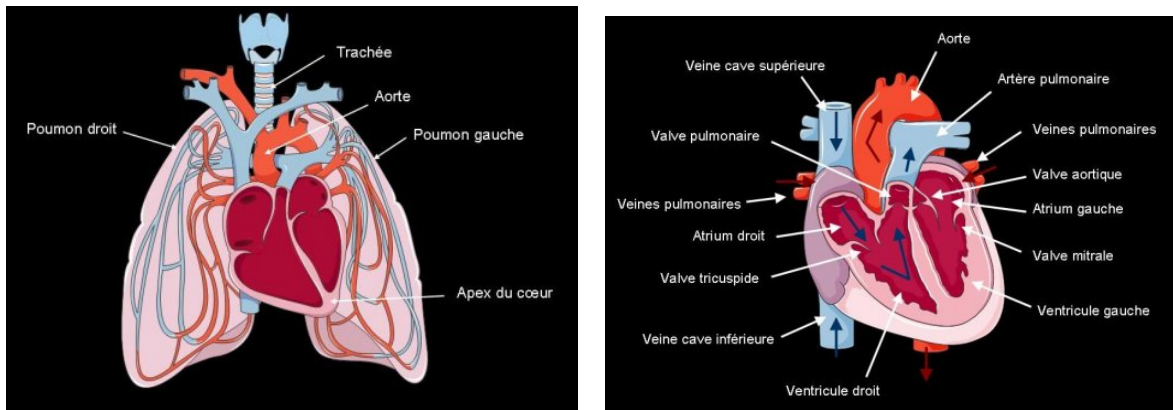
Le cœur est divisé en quatre cavités, deux cavités droites et deux cavités gauches (Fig. 1.1(b)) :

- l'oreillette droite (OD),
- le ventricule droit (VD),
- l'oreillette gauche (OG),
- le ventricule gauche (VG).

Les cavités droite et gauche sont totalement séparées par une cloison appelée le septum. Les oreillettes sont reliées aux ventricules par l'intermédiaire de valves : la valve mitrale à gauche et la valve tricuspide à droite. Les cavités sont entourées par un muscle, le myocarde, lui-même entouré par une membrane, le péricarde. La paroi intérieure du myocarde est appelée endocarde et sa paroi extérieure épicarde (Fig. 1.3). La pointe du cœur est appelée apex et sa partie haute base (Fig. 1.2). Les ventricules cardiaques ont pour fonction de pomper le sang vers le corps ou vers les poumons.

Le sang appauvri en oxygène par son passage dans le corps arrive par la veine cave inférieure et la veine cave supérieure, pour rejoindre les cavités droites. Lors de son passage dans la vascularisation pulmonaire le sang est oxygéné, il rejoint alors la partie gauche du cœur et est éjecté dans la grande circulation par le ventricule gauche. Comme le ventricule gauche doit exercer une force considérable pour que le sang traverse tout le corps, il est bien plus massif que le ventricule droit qui, lui, dessert seulement les poumons. Au repos, le cœur effectue 60 à 80 battements par minute et son débit est de 4,5 à 5 litres de sang par minute. Sur toute une vie, le cœur peut battre plus de 2 milliards de fois. Chacun de ses battements entraîne une série d'événements que l'on nomme révolution cardiaque. Elle est constituée de trois étapes majeures :

- la systole auriculaire,
- la systole ventriculaire,



(a) Position du cœur.

(b) Anatomie du cœur

FIGURE 1.1 – Le cœur humain (d’après Servier Medical Art).

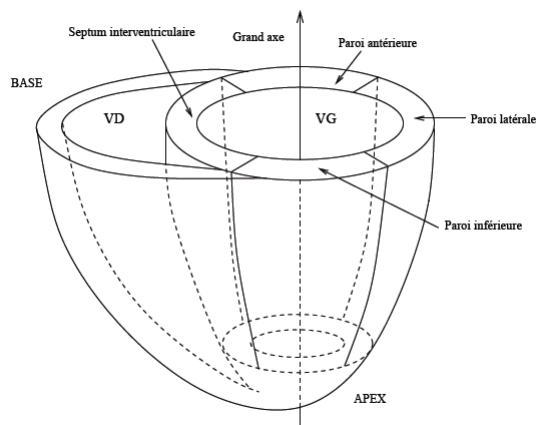


FIGURE 1.2 – Schéma anatomique du cœur.

— la diastole.

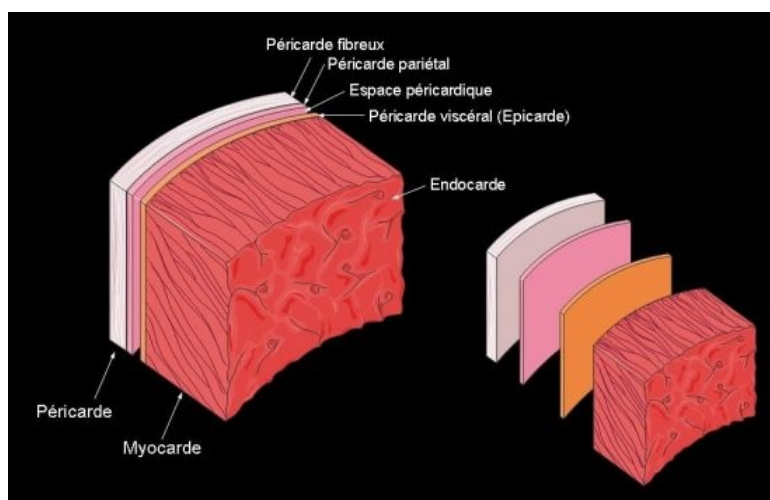


FIGURE 1.3 – Les couches cardiaques (d’après Servier Medical Art).

Lors de la systole auriculaire, le sang est éjecté par la contraction des oreillettes

vers les ventricules. Puis les valves entre les oreillettes et les ventricules se ferment en produisant le son familier du battement du cœur. Ensuite se produit la systole ventriculaire, sous l'effet de la contraction des ventricules, le sang est éjecté vers le système circulatoire. Enfin intervient le temps de diastole, où toutes les parties du cœur se relaxent, les oreillettes se remplissent doucement et le sang s'écoule dans les ventricules. En systole, le cœur est contracté et donc en diastole, relâché. Les termes protosystole et télésystole (resp. protodiastole et télédiastole) désignent le début et la fin de la systole (resp. diastole). Le cœur au repos passe $1/3$ du temps en systole et $2/3$ en diastole.

1.1 Le myocarde du ventricule gauche

Le myocarde est le muscle du cœur, épais et creux ; il se contracte de manière rythmique. Il est composé de cellules musculaires cardiaques spécialisées, les cardiomyocytes. Ces cellules sont uniques par rapport aux autres muscles du corps. En particulier, elles sont incapables de contraction prolongée. Elles se répartissent en trois types (Fig. 1.4) :

- les fibres communes : elles sont situées sous l'épicarde, de par leur forme spiralée de la surface externe du cœur vers l'apex, leur contraction entraîne un mouvement de torsion ;
- les fibres propres : elles entourent chaque ventricule, à gauche, elles encerclent horizontalement le VG et se perdent dans le septum ;
- les fibres inter-ventriculaires : elles sont issues des fibres propres et permettent de compléter la portion musculaire de la cloison inter-ventriculaire.

Les fibres sont structurées de manière à traduire l'activité mécanique des cavités cardiaques. De ce fait, les déformations subies par le VG (Fig. 1.5) sont corrélées à la structure des fibres dans le myocarde. Elles se composent de : (i) une contraction radiale accompagnée d'un épaississement pariétal ; (ii) une torsion du myocarde autour de l'axe apex-base ; (iii) un raccourcissement longitudinal le long de l'axe apex-base.

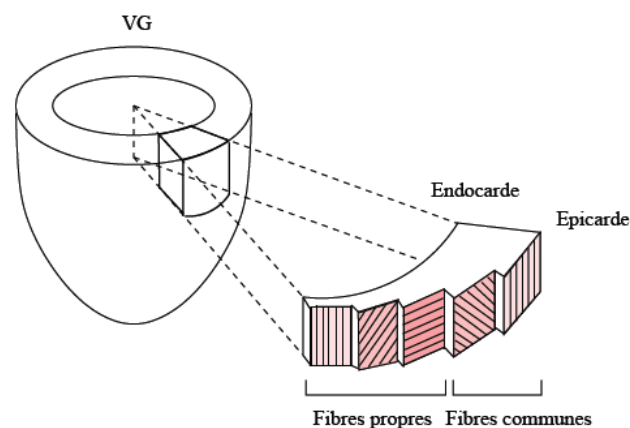


FIGURE 1.4 – Orientation des fibres musculaires au sein de la paroi du VG.

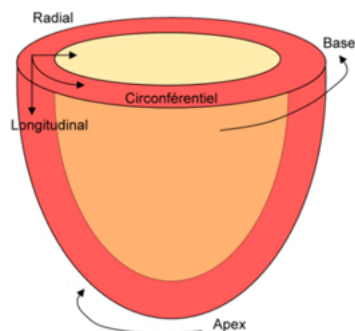


FIGURE 1.5 – Référentiel local utilisé pour représenter les différentes déformations du muscle cardiaque.

1.2 Les pathologies affectant la fonction cardiaque

Parmi toutes les pathologies cardiaques, nous nous intéressons à celles qui affectent la fonction cardiaque et plus précisément la fonction cardiaque du ventricule gauche. Elles sont regroupées dans un groupe hétérogène de maladies touchant le myocarde, appelé cardiomyopathies. Nous nous sommes attachés à présenter les conséquences des pathologies, l'épidémiologie, ainsi que les diagnostics s'appuyant sur les modalités d'imagerie qui nous intéressent dans cette thèse (Section 2).

Cardiomyopathie dilatée

C'est une cardiomyopathie dans laquelle les cavités cardiaques sont dilatées. Elle a pour conséquence de diminuer de façon significative la capacité du myocarde à assurer sa fonction, conduisant à une insuffisance cardiaque, ainsi qu'à un risque de mort subite. C'est la forme la plus courante de cardiomyopathie. Elle touche plus fréquemment les hommes que les femmes entre 20 et 60 ans, et de manière générale une personne sur 2 500.

La force contractile du myocarde est diminuée, entraînant alors une diminution du débit cardiaque. Il se produit alors un remodelage des cavités cardiaques, dont celui du ventricule gauche, avec une augmentation de son volume maximal (en télédiastole), et de son volume minimum (en télésystole). La différence entre volumes télédiastolique et télésystolique correspond au volume d'éjection systolique (VES), qui conditionne le débit cardiaque. De plus, les parois vont être modifiées, subissant en général un amincissement, la forme du ventricule devenant plus sphérique et moins allongée. Cette pathologie est diagnostiquée par l'intermédiaire de la fraction d'éjection (FE) (rapport du volume d'éjection sur le volume télédiastolique) qui décline progressivement au cours du temps.

D'un point de vue anatomique, le cœur est plus gros, ses cavités sont dilatées, de même que les anneaux valvulaires.

Pour diagnostiquer cette pathologie, l'échocardiographie est la modalité d'imagerie de choix. Elle permet de mesurer une dilatation cardiaque globale avec une épaisseur des parois normale ou amincie. En outre, les diamètres en télédiastole ont augmenté

et une diminution globale de la contraction cardiaque peut être quantifiée par le calcul de la fraction d'éjection. D'autres modalités d'imagerie peuvent être utilisées comme la TEMP ou l'IRM cardiaque ; elles permettent de mesurer les volumes des cavités cardiaques, la contractilité cardiaque, ainsi que la fraction d'éjection. Ces aspects seront repris et détaillés pour chaque modalité d'imagerie cardiaque en Section 2.

Cardiomyopathie hypertrophique

Cette cardiomyopathie se traduit par une hypertrophie d'une partie plus ou moins importante du myocarde ; elle se traduit par une augmentation globale du volume du muscle cardiaque. De plus, la structure normale du tissu musculaire cardiaque est perturbée, entraînant une altération des fonctions électriques du cœur. La cardiomyopathie hypertrophique est rencontrée chez tous les groupes ethniques. Elle touche une personne sur 500 [55].

On observe une désorganisation des fibres myocardiques : elles ne sont plus disposées parallèlement, mais de manière anarchique avec des cellules musculaires très hypertrophiées. De plus, le tissu amorphe situé entre les fibres musculaires prolifère, ce qui a pour conséquence d'augmenter la rigidité du muscle cardiaque. La plupart des patients présentent une hypertrophie du ventricule gauche. Cette dernière peut être asymétrique et touche plus généralement le septum inter-ventriculaire. Il est plus épais au niveau de sa partie basale, créant un bourrelet. Bien que le myocarde hypertrophié se contracte normalement, le bourrelet cause une obstruction à l'éjection du sang qui pénalise la fonction systolique. Elle engendre une différence de pression entre le ventricule gauche et l'aorte, qui est normalement minimale en systole, voire inexistante. Le mouvement systolique antérieur de la grande valve mitrale, qui se rapproche ainsi du bourrelet septal, contribue également à cette obstruction [77]. Plus rarement, l'obstacle peut se situer au milieu du ventricule gauche [28]. De plus, le remplissage du ventricule devient difficile du fait que le myocarde devient plus rigide et donc se relâche mal après la systole. Lors d'efforts importants, le cœur ne peut augmenter la quantité de sang nécessaire à l'activité musculaire. Si ce défaut de remplissage est trop sévère, le sang stagne dans les vaisseaux pulmonaires et fait augmenter la pression dans les tissus. Si la pression est trop élevée, l'eau envahit les poumons : c'est l'œdème pulmonaire.

Il peut exister également une altération de la régulation de la pression artérielle, qui ne s'élève pas suffisamment à l'effort ou s'abaisse [29]. De même, une fuite de la valve mitrale est fréquente, probablement secondaire à l'obstruction intra-ventriculaire [94].

L'échocardiographie est l'examen de choix pour le diagnostic. Elle permet d'étudier le mouvement cardiaque, ainsi que les valves et de mesurer l'épaisseur des parois et la taille des cavités. De plus, le calcul de la masse ventriculaire gauche est possible. Cette masse, indexée sur la surface corporelle qui tient compte de la morphologie du patient, sert d'indice diagnostique : s'il est élevé, il révèle la présence de la cardiomyopathie. De plus, l'échocardiographie permet de savoir si la cardiomyopathie est de type asymétrique en mesurant le rapport épaisseur septum / paroi postérieure.

Avec le Doppler, il va être possible de mesurer la vitesse du flux sanguin à tra-

vers les valves cardiaques et d'évaluer les pressions dans les cavités cardiaques, déterminant ainsi le caractère obstructif ou non de la cardiopathie hypertrophique. L'étanchéité des valves cardiaques va également pouvoir être étudiée. La fermeture partielle prématurée des valves aortiques peut ainsi être mise en évidence.

L'IRM cardiaque peut également permettre le diagnostic de la cardiomyopathie hypertrophique [56]. Outre l'estimation de l'épaisseur des parois, il est possible de retrouver, après injection de gadolinium, un rehaussement tardif du signal, dû à la présence de fibrose, qui serait un marqueur de risque de mort subite [15].

Cardiomyopathie restrictive

La cardiomyopathie restrictive est rare, et se caractérise par une perte de la souplesse des parois des cavités cardiaques, principalement des ventricules. Elle a pour conséquence d'entraîner une résistance au flux sanguin. Elle est caractérisée par l'altération du remplissage ventriculaire avec dysfonction diastolique par réduction du volume diastolique d'un ou des deux ventricules avec une fonction systolique conservée.

Cardiopathie ischémique

Les cardiopathies ischémiques, ou maladies coronariennes, recouvrent un ensemble de troubles dus à l'insuffisance des apports d'oxygène au myocarde. Cette insuffisance est due au développement et aux complications de l'athérosclérose au niveau d'une ou plusieurs artères coronaires. L'occlusion des artères coronaires peut être plus ou moins complète et plus ou moins brutale. Le défaut d'apport en oxygène qui en résulte peut entraîner des lésions du myocarde de gravité variable, de l'ischémie à la nécrose myocardique. Cliniquement, ces lésions se traduisent par différents syndromes, de l'angor stable, au syndrome coronaire aigu et, en cas de nécrose, à l'infarctus du myocarde. La souffrance myocardique peut aussi provoquer des troubles graves du rythme cardiaque et être responsable de mort subite coronaire. En outre, les lésions du myocarde peuvent être responsables d'une insuffisance cardiaque, aiguë ou chronique.

1.3 Sectorisation cardiaque

Le ventricule gauche est divisé en 17 segments (Fig. 1.6) pour évaluer le myocarde de manière reproductible et standardisée [13]. Cette décomposition est applicable à toutes les modalités d'imagerie (IRM, TDM, échographie, scintigraphie).

Des études autopsiques montrent que cette segmentation permet une bonne répartition de la masse cardiaque :

- 35% pour le territoire basal,
- 35% pour le territoire moyen,
- 30% pour le territoire apical.

Le ventricule gauche est séparé par 3 plans, de manière égale et perpendiculaire au grand axe du cœur. On obtient les niveaux basal, moyen et antérieur. Les niveaux basal et moyen sont divisés en 6 segments chacun. On utilise les zones de

rattachement au ventricule droit pour séparer les segments antérieurs, postérieurs et le septum. Les secteurs peuvent être regroupés en trois territoires correspondant à la vascularisation du myocarde par les principales artères coronaires 1.6. La position des segments dans le plan est primordiale pour le diagnostic.

Les segments des territoires basal et moyen sont nommés respectivement antérieur, antéro-septal, inféro-septal, inférieur, inféro-latéral et antéro-latéral. Ces segments peuvent aussi être numérotés de 1 à 6 en basal et de 7 à 12 en moyen. Le territoire apical comprend 4 segments respectivement antéro-apical (13), apico-septal (14), inféro-apical(15), latéro-apical (16) et l'apex (17). La vue en œil de bœuf (*bull's eye*) correspond à une vue du cœur par la pointe avec 4 niveaux de coupe, les plus externes représentant la base et les plus internes l'apex.

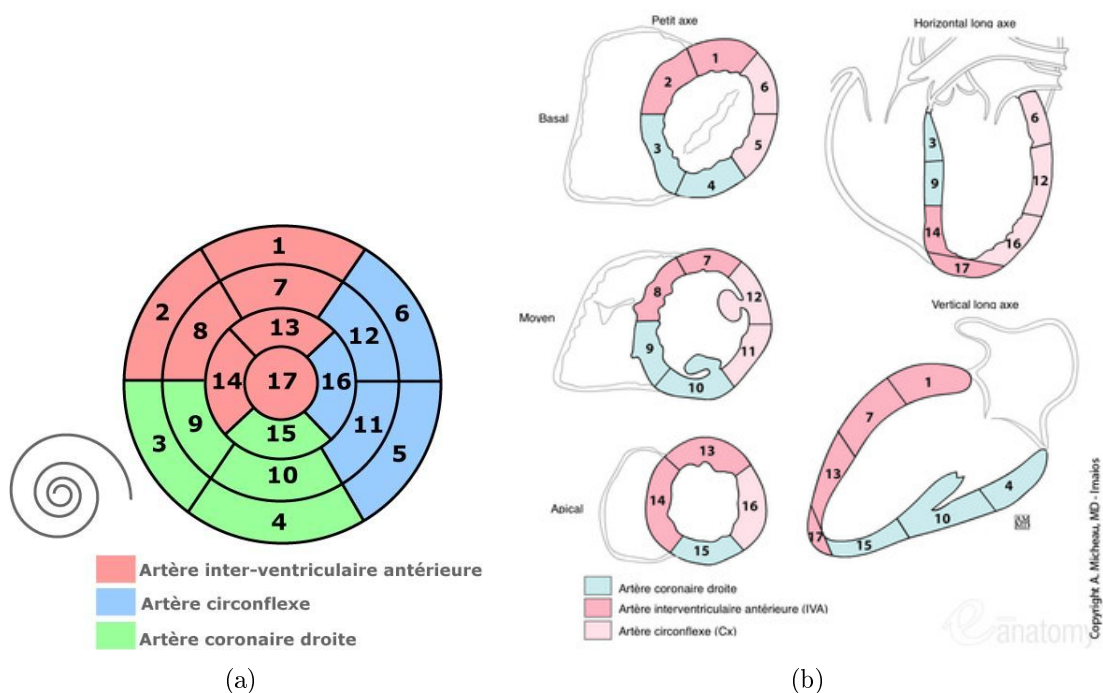


FIGURE 1.6 – Sectorisation cardiaque selon l'AHA. Les secteurs sont regroupés en territoires associés aux trois artères coronaires principales.

2 Les modalités d'imagerie cardiaque dynamique

2.1 L'Imagerie par Résonance Magnétique

Principes physiques de l'IRM

L'Imagerie par Résonance Magnétique repose sur l'observation de la résonance magnétique nucléaire des protons H^+ . Le corps humain étant composé à 70% d'eau, cette imagerie revient à observer la répartition de l'eau dans le corps humain. Lorsque l'on soumet les protons à un champ magnétique B_0 intense et homogène, les spins

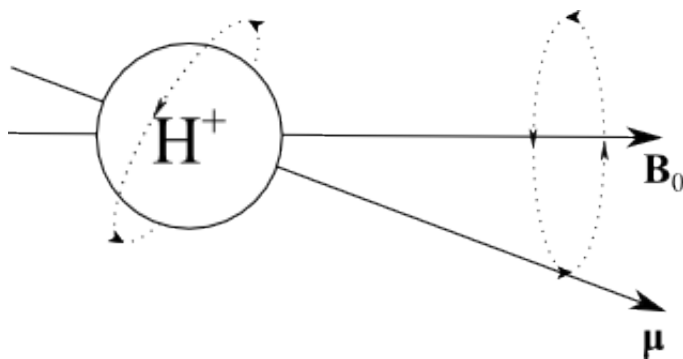


FIGURE 1.7 – Le proton placé dans un champ magnétique effectue un mouvement de précession.

des protons¹, initialement orientés de manière totalement aléatoire, s'alignent parallèlement ou anti-parallèlement à \mathbf{B}_0 . Plus précisément, les spins tournent autour du vecteur \mathbf{B}_0 en formant un angle α , nommé angle de précession (Fig. 1.7). De plus, chaque spin tourne autour de \mathbf{B}_0 avec une vitesse angulaire ω_0 proportionnelle à l'intensité B_0 du champ magnétique \mathbf{B}_0 . La vitesse angulaire ou vitesse de précession est donnée par la relation de Larmor :

$$\omega_0 = \gamma B_0, \quad (1.1)$$

où γ est le ratio gyromagnétique.

Ensuite les moments magnétiques de spin précédemment décrit vont être perturbés en appliquant un deuxième champ magnétique \mathbf{B}_1 , perpendiculaire à \mathbf{B}_0 et de fréquence égale à la fréquence de Larmor ω_0 (1.1). La durée d'application de cette onde radiofréquence (RF) est appelée période d'excitation. Elle provoque la mise en résonance des spins et un basculement de l'aimantation macroscopique, une certaine proportion de spins passant de l'orientation parallèle à l'orientation anti-parallèle. L'angle de bascule β est alors donné par l'équation suivante ; elle dépend de l'intensité de \mathbf{B}_1 ainsi que de sa durée d'application :

$$\beta = \gamma \int B_1 dt, \quad (1.2)$$

où B_1 est l'intensité de \mathbf{B}_1 .

Ensuite intervient la phase de relaxation des spins : l'onde RF n'étant plus appliquée, l'excitation cesse. Les spins vont alors revenir à l'équilibre en provoquant l'émission d'une autre onde RF, qui sera enregistrée par l'intermédiaire d'une antenne réceptrice pour constituer le signal. La relaxation est caractérisée par deux constantes de temps T_1 et T_2 , correspondant respectivement aux relaxations des composantes de l'aimantation, longitudinale M_z définie par la direction du champ B_0 et transversale M_{xy} , orthogonale à B_0 .

1. Les noyaux atomiques tournent sur eux-mêmes ; cela entraîne une aimantation microscopique qui est appelée spin. Le spin est le vecteur qui représente l'axe de rotation du proton. Le proton réagit donc comme un dipôle magnétique.

La composante T_1 , qui correspond donc au temps que met M_z pour revenir à 63% de sa valeur initiale, dépend directement de la nature du tissu. Sa croissance temporelle s'écrit de la façon suivante :

$$M_z(t) = M_0(1 - e^{-\frac{t}{T_1}}), \quad (1.3)$$

où M_0 représente l'amplitude de l'aimantation tissulaire à l'équilibre. La relaxation T_1 est appelée relaxation longitudinale.

La composante T_2 , correspondant au temps que met M_{xy} pour revenir à 37% de sa valeur initiale. Sa décroissance temporelle, liée au déphasage des spins engendrées par les hétérogénéités de champ à la fin de l'impulsion RF, est donnée par l'équation suivante :

$$M_{xy}(t) = M_{xy}(0)e^{-\frac{t}{T_2}}, \quad (1.4)$$

où M_{xy} est l'aimantation transversale au début de la relaxation. Cette relaxation T_2 est appelée relaxation transversale. Elle est beaucoup plus rapide que la relaxation longitudinale T_1 . Cependant, comme le champ magnétique \mathbf{B}_0 est hétérogène, la relaxation transversale a pour constante de temps effective T_2^* différente de T_2 :

$$\frac{1}{T_2^*} = \frac{1}{T_2} + \gamma\Delta B, \quad (1.5)$$

où ΔB représente les inhomogénéités du champ magnétique \mathbf{B}_0 . Ainsi, plus il y aura d'inhomogénéités, plus ΔB sera grand, et plus la relaxation T_2^* sera rapide.

Codage des images

Maintenant que nous avons expliqué les bases de la Résonance Magnétique Nucléaire, nous allons détailler le processus de création des images.

Pour obtenir une image, il est nécessaire d'ajouter une information spatiale au signal pour attribuer une position aux différents signaux. Cette information spatiale repose sur l'application successive de gradients de champ magnétique. En premier lieu, la zone d'intérêt à imager est sélectionnée grâce à un gradient de sélection de coupe. Puis un gradient de phase et un gradient de fréquence sont appliqués pour exciter sélectivement les spins à la bonne position dans le plan de coupe .

Une fois le signal acquis et le codage spatial réalisé, le signal est stocké dans une matrice appelée espace K. Les données de l'espace K (ou plan de Fourier) permettront ensuite de reconstruire l'image grâce à une transformée de Fourier 2D inverse.

Les séquences d'IRM en routine clinique

Les séquences d'acquisition d'IRM comprennent des éléments indispensables, et diverses options.

Pour toute séquence d'IRM, les éléments indispensables sont :

- une impulsion RF d'excitation ;
- des gradients qui vont permettre le codage spatial (2D ou 3D), et dont l'agencement va déterminer la manière dont est rempli l'espace K ;

- une lecture du signal, qui peut combiner un ou plusieurs types d'écho (écho de spin, de gradient, stimulé *etc*) déterminant le type de contraste (pondération plus ou moins importante des temps de relaxation T_1 , T_2 et T_2^*).

Quant aux options, elles sont représentées par d'autres impulsions RF, gradients ou méthodes de reconstruction. Elles remplissent plusieurs rôles :

- modifier le contraste ;
- accélérer la séquence ;
- diminuer les artéfacts.

L'utilisateur peut choisir les paramètres de la séquence dans le but d'obtenir le meilleur compromis entre le contraste, la résolution spatiale et la vitesse d'acquisition.

L'IRM cardiaque

L'IRM, dans le cadre d'examens cardiaques, permet l'acquisition d'images diagnostiques chez tous les patients, quelle que soit leur morphologie. Cela n'est pas le cas par exemple en échocardiographie qui ne permet pas une visualisation satisfaisante pour 10% des patients environ (le faisceau ultrasonore est atténué par l'interposition de tissu pulmonaire ventilé). De plus, l'autre avantage des examens d'IRM est que la modalité permet d'acquérir des images selon n'importe quel plan anatomique. L'IRM est donc une modalité adaptée à l'anatomie complexe du cœur. Cependant l'IRM est une imagerie tomographique : les plans de coupe sont en général trop espacés pour produire un volume 3D suffisamment isotrope du cœur comme en échocardiographie ou en SPECT. Deux plans de coupe anatomique nous intéressent dans la suite de nos travaux, à savoir les orientations dites petit axe et grand axe.

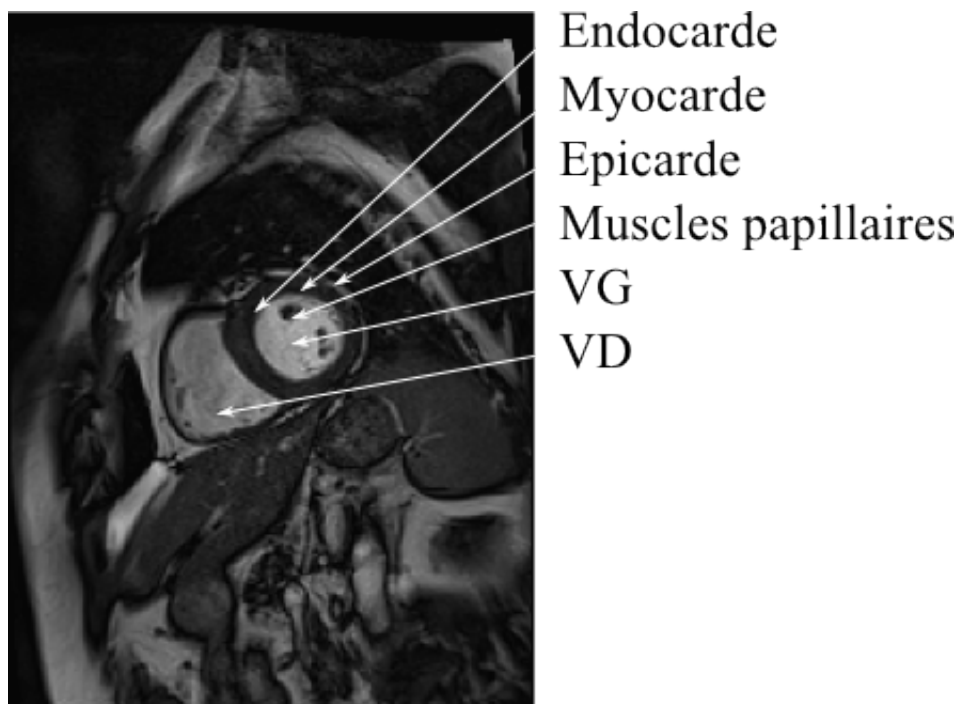


FIGURE 1.8 – Image IRM du coeur en coupe petit axe.

Le plan de coupe petit axe (Fig. 1.8) sert de socle à la quantification de la fonction du ventricule gauche. Les résultats obtenus en IRM dans ce plan peuvent être directement confrontés à ceux obtenus en échographie et en tomoscintigraphie. Cette orientation permet d'obtenir des images du ventricule gauche allant de la base (le plan valvulaire mitral) jusqu'à l'apex (pointe du cœur) (Fig. 1.2). D'un point de vue diagnostique, ces acquisitions servent à effectuer plusieurs mesures :

- l'épaisseur télésystolique et télédiastolique de la paroi latérale du VG et du septum ;
- les volumes télésystolique et télédiastolique du VG ;
- la masse du VG ;
- la fraction d'éjection.

Le plan de coupe grand axe (Fig. 1.9) est obtenue suivant l'orientation du septum inter ventriculaire. Il permet la visualisation d'arrière en avant de l'oreillette gauche, de la valve mitrale et du VG.

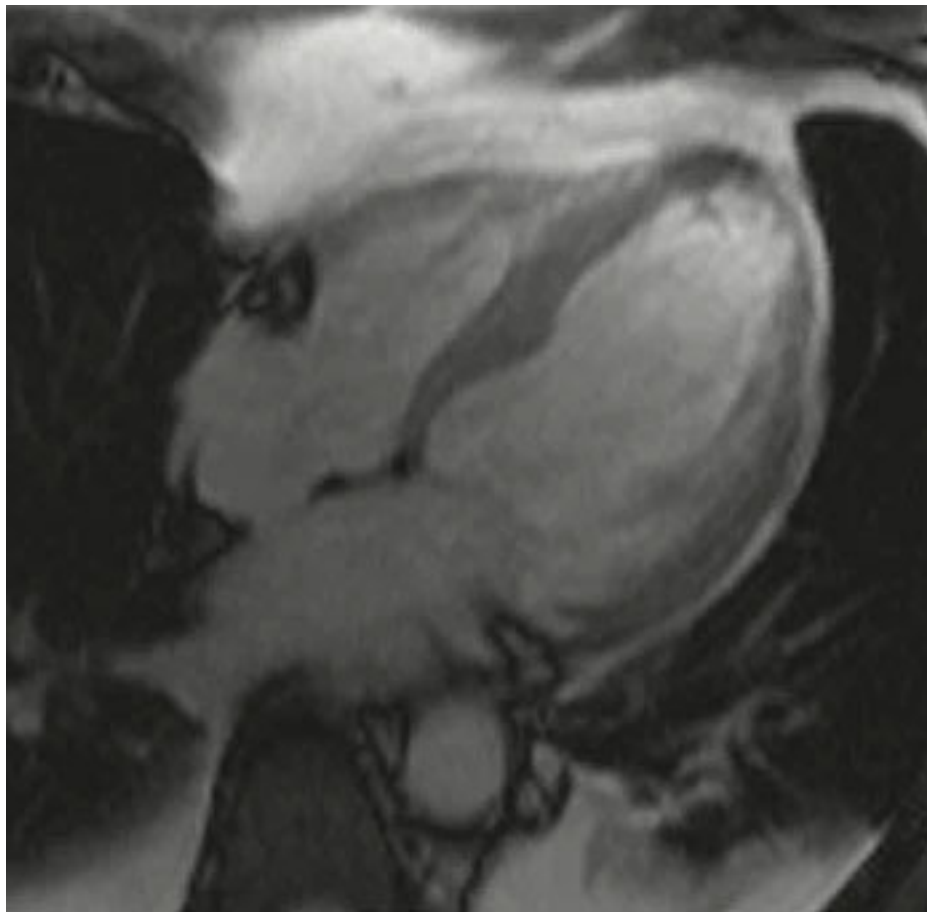


FIGURE 1.9 – Image IRM du coeur en coupe grand axe.

Le cœur étant un organe mobile, se contractant de façon rythmique et se déplaçant dans la cage thoracique tout au long du cycle respiratoire, il a fallu développer des séquences d'acquisition rapides, synchronisées à l'électrocardiogramme (ECG). Leur durée est de 15 à 20 secondes afin de permettre une acquisition en apnée. La séquence ciné IRM, qui est une variante de la séquence d'écho de gradient, permet d'observer la cinématique cardiaque, sur 15 à 40 images 2D avec une résolution temporelle variant de 30 à 40 ms, une résolution spatiale de 2 x 2 mm et une épaisseur

de coupe comprise entre 2 et 10 mm. Ainsi l'intégralité des ventricules peut être couverte en 10 à 15 coupes contiguës.

Qualité d'image et artefacts

Les images peuvent comporter plusieurs types d'artefacts pouvant influencer le diagnostic ou le traitement des images. Du fait du mouvement de la cage thoracique lors de la respiration, si le patient ne tient pas l'apnée, un flou cinétique peut apparaître dans les images. Il peut aussi être provoqué par une mauvaise synchronisation de l'acquisition avec l'ECG. De plus, du fait de la faible résolution en z en imagerie cardiaque, il peut se produire un phénomène dit de volume partiel, qui provient du fait que le signal en un pixel est une moyenne des signaux des différents tissus qu'il contient, pondérée par leur proportion dans le mélange. Un autre artefact est souvent observé pour les séquences de précession libre en état stationnaire (*Steady-State Free Precession* SSFP) dont la variante du constructeur Siemens est connue sous l'appellation TrueFISP (*True Fast Imaging with Steady-state Precession*). Il s'agit d'un phénomène d'*aliasing* qui concerne surtout le codage de phase et qui apparaît sur les coupes extrêmes du volume lorsque le champ de vue (FOV) n'est pas suffisant pour couvrir la totalité de l'organe d'intérêt. La fréquence d'échantillonnage de l'image, qui correspond aux dimensions du FOV, n'est pas suffisante et cela se traduit par un repliement sur les bords de l'image des structures présentes à l'extérieur du FOV.

2.2 Echocardiographie

L'échographie repose sur la propagation d'une onde ultrasonore dans les tissus qui est en partie absorbée, diffusée ou réfléchiée avant d'être détectée pour former une image. Les échos ultrasonores qui reviennent à la sonde émettrice permettent de renseigner sur la structure des tissus étudiés.

Principes physiques de l'imagerie ultrasonore

Quand un corps animé d'un mouvement vibratoire émet un son, ce dernier se propage sous la forme d'une onde mécanique qui peut subir différents phénomènes physiques comme la réflexion, la réfraction ou encore la diffraction. La vitesse c de propagation du son dans un milieu dépend la fréquence f de l'onde et de sa longueur d'onde λ :

$$c = \lambda f. \tag{1.6}$$

La vitesse de propagation est essentiellement dépendante de la compressibilité ou rigidité du milieu. Par exemple, la table 1.1 présente différentes vitesses de propagation de l'onde ultrasonore en fonction du milieu traversé. Les ultrasons utilisés par les échographes ont une fréquence variant de 2 à 40 MHz.

Une sonde constituée d'un cristal piézoélectrique est utilisée pour émettre des ultrasons à partir d'une impulsion électrique, et en sens inverse pour convertir l'écho de l'onde ultrasonore reçue en courant électrique. La sonde émet donc des trains d'ondes ultrasonores, et entre les émissions, elle est à l'écoute pour capter les ultrasons renvoyés (Fig. 1.10). La durée des trains d'ondes est très importante. En effet, elle détermine en grande partie la résolution de l'image. Plus elle est courte

Milieu	Vitesse de propagation
Air	330 m/s
Graisse	1400 m/s
Eau	1480 m/s
Tissus mous	1540 m/s
Sang	1570 m/s
Os	4080 m/s

TABLE 1.1 – Vitesses de propagation des ondes ultrasonores dans différents milieux.

(quelques microsecondes), meilleure est la qualité de l’image. Quand à la période d’écoute, plus longue, de l’ordre de la milliseconde, elle correspond au temps de vol de l’onde. Ainsi, la fréquence de répétition du cycle est de l’ordre du kHz, ce qui permet d’obtenir une imagerie en temps réel.

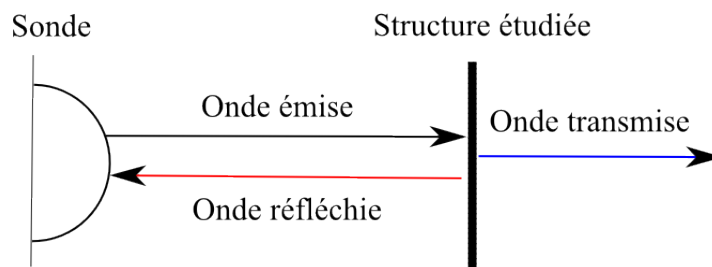


FIGURE 1.10 – Phénomènes de réflexion / transmission d’une onde ultrasonore à l’interface entre deux milieux d’impédances acoustiques différentes.

Formation de l’image ultrasonore

Les paramètres déterminants de la propagation des sons dans les différents milieux sont la masse volumique d et la vitesse de propagation c (1.6). Ces deux paramètres permettent de calculer l’impédance acoustique du milieu :

$$Z = dc. \tag{1.7}$$

L’interface de deux tissus se caractérise par une variation d’impédance acoustique. Dans le corps humain, les grandes différences d’impédance acoustique se rencontrent entre les tissus mous et l’air et entre les tissus mous et les tissus durs comme les os par exemple.

La sonde réceptionne un écho, qui est un son réfléchi après un temps de latence. Ce temps de latence ou temps de vol correspond à son temps de propagation dans le milieu. L’écho capté subit une réflexion au contact de l’interface, mais est diminué par le fait qu’une partie de l’onde traverse l’interface en étant déviée. La proportion d’ultrasons transmise (le coefficient de transmission) est directement proportionnelle à la différence d’impédances acoustiques entre les deux milieux.

Lorsque l’onde ultrasonore rencontre une transition d’impédance, il se produit un phénomène de réfraction (Fig. 1.11) : une partie du faisceau est réfléchi avec

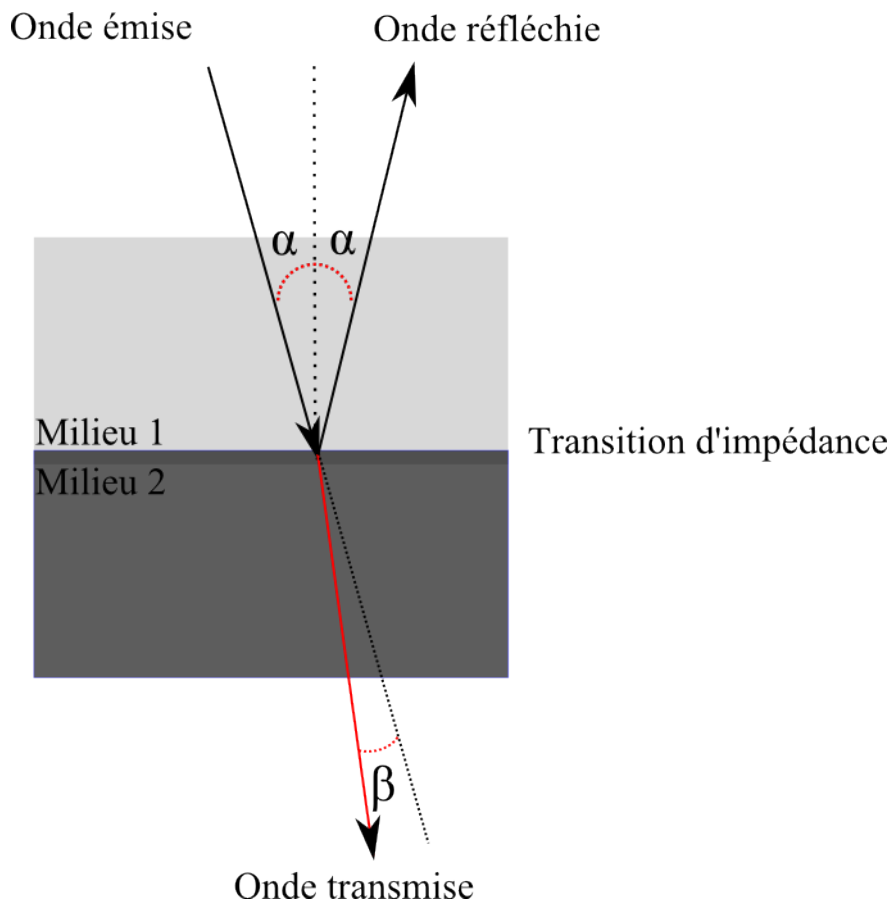


FIGURE 1.11 – Phénomène de réflexion et de réfraction de l'onde ultrasonore.

un angle de réflexion égal à l'angle incident et l'autre partie est transmise avec un angle qui dépend des propriétés des deux milieux. Ce phénomène a une influence directe sur l'image obtenue : les seules interfaces contrastées sont celles qui sont quasi orthogonales au faisceau et d'une façon générale, les contours des structures organiques observées présentent un contraste inhomogène.

Ainsi, si les interfaces étaient lisses, elles seraient la plupart du temps invisibles aux ultrasons. C'est le fait qu'elles soient irrégulières qui les rend visibles, du fait de la réflexion diffuse qu'elles engendrent. D'une façon générale, c'est la présence de diffuseurs, c'est-à-dire d'hétérogénéités dans les tissus dont la dimension est proche de la longueur d'onde, qui crée la dispersion des rayons qui interfèrent entre eux pour créer le *speckle*, ce grain si caractéristique de l'image échographique. Le *speckle* est un bruit, car il est pour partie aléatoire, mais il traduit aussi la structure sous-jacente des tissus. On peut montrer que la distribution des niveaux de gris change en fonction de la structure des diffuseurs, suivant s'ils sont organisés spatialement ou pas. Le *speckle* est dit partiellement développé dans le myocarde où il suit une loi de type Rice, alors qu'il est dit totalement développé dans la cavité où il suit une loi de Rayleigh (si l'on suppose que le nombre de diffuseurs est suffisant). Les dimensions et l'espacement des diffuseurs a joue sur la proportion d'énergie qui est rétrodiffusée vers la sonde : on peut passer d'une répartition angulaire avec réflexion prédominante lorsque $\lambda > a$ à une transmission prédominante lorsque $\lambda < a$ (Fig.

1.12).

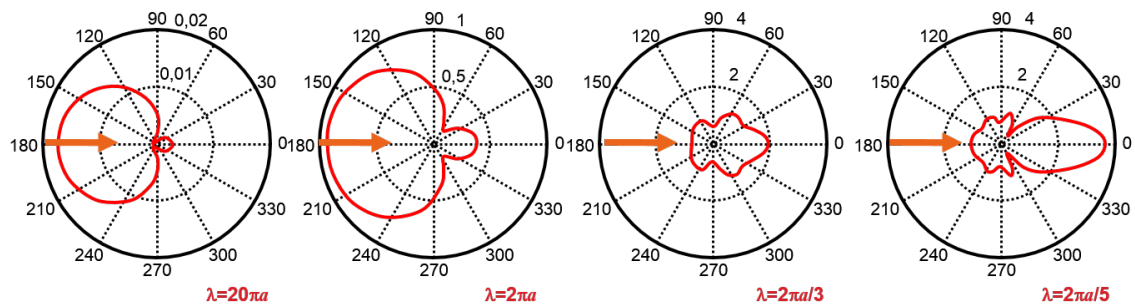


FIGURE 1.12 – Diagrammes de diffusion dans le cas d’une sphère élastique de rayon a . La source est positionnée en 180° [83].

Du fait des multiples interactions vues précédemment (réflexion, réfraction et diffusion) lors de la propagation de l’onde, il se produit une atténuation du signal ultrasonore. Plus on explore en profondeur, plus il est atténué. L’atténuation dépend des milieux traversés, mais aussi des caractéristiques de l’onde ultrasonore, en particulier de la fréquence des ultrasons. Plus la fréquence des ultrasons augmente, plus l’atténuation est importante. La fréquence des ultrasons a donc une influence déterminante sur la profondeur d’exploration (Tab. 1.2).

Fréquence de la sonde	Profondeur d’exploration maximale
2,5-3,5 MHz	> 15 cm
5 MHz	10 cm
7,5 Mhz	5-6 cm
10 MHz	2-3 cm

TABLE 1.2 – Profondeur de l’exploration possible en fonction des fréquences émises par la sonde échographique.

Modes de visualisation et caractéristiques des images

Comme expliqué précédemment, le cœur est un organe tridimensionnel mobile. Pour une bonne appréhension de l’organe, il est nécessaire d’avoir une résolution temporelle suffisante pouvant être caractérisée par la cadence d’acquisition des images. En pratique, il faut qu’elle soit d’au moins 20 images/s et dans l’idéal supérieure à 50 images/s.

Le mode A

Cette forme primitive de l’examen échographique permet d’analyser l’amplitude de l’écho en fonction du temps dans une direction unique. Une sonde fixe recueille les échos, dont l’amplitude est représentée verticalement (Fig. 1.13). La distance entre la sonde émettrice et une structure déterminée ou un écho peut être mesurée le long de cette ligne de tir.

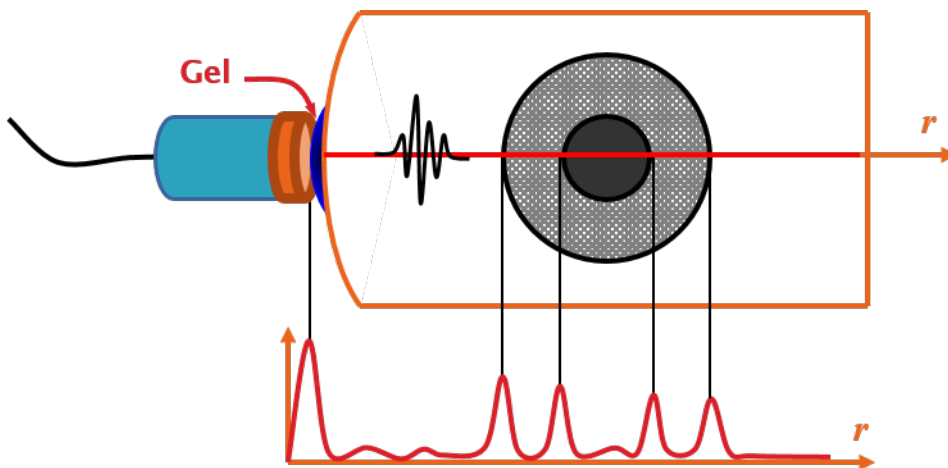


FIGURE 1.13 – Schéma représentant le mode A.

Le mode B bidimensionnel et tridimensionnel

Ce mode est une évolution vers une analyse en 2D et en temps réel à l'aide d'une échelle de gris. L'image B est construite ligne par ligne (en fonction de la sonde). Le niveau de gris est fonction de l'intensité de l'écho reçu et sa position sur l'image 2D est fonction du temps (Fig. 1.14). Cette technique est finalement équivalente à la juxtaposition de plusieurs mode A : l'amplitude du signal est convertie en intensité lumineuse dans l'image et placée à une profondeur qui correspond au temps de retour de l'écho. Des gains variables sont appliqués aux différentes profondeurs de l'image afin de compenser l'atténuation. L'échelle des niveaux de gris est fortement non linéaire afin de diminuer la dynamique du signal reçu qui peut atteindre $120dB$. Un premier étage logarithmique est appliqué pour descendre à $20dB$, puis une table de correspondance spécifique à chaque constructeur permet d'adapter le signal à la dynamique de l'affichage.

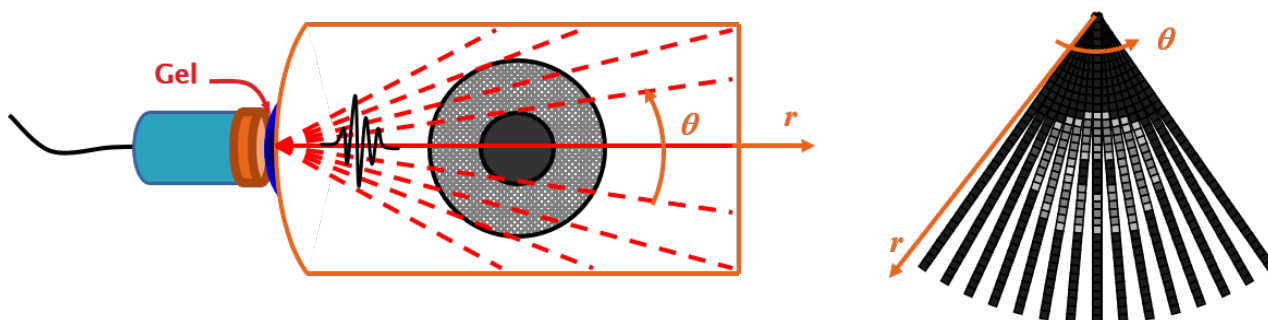


FIGURE 1.14 – Schéma représentant le mode B 2D.

Le mode B a été généralisé au cas 3D avec l'apparition de sonde matricielle. Le principale écueil de la technique en cardiologie est qu'il faut trouver un compromis entre la cadence d'acquisition, qui doit être suffisante pour analyser le cœur en mouvement, et la résolution spatiale des données 3D acquises sous la forme d'une pyramide à base carrée (Fig. 1.15). Du fait de la proximité entre la sonde et l'apex, il est parfois difficile de couvrir tout le VG avec l'ouverture angulaire de la sonde. En revanche, une fois acquises, les données peuvent être reformatées selon n'importe

quelle incidence, en particulier pour obtenir des vues 2-cavités, 3-cavités ou 4-cavités (Fig. 1.16).

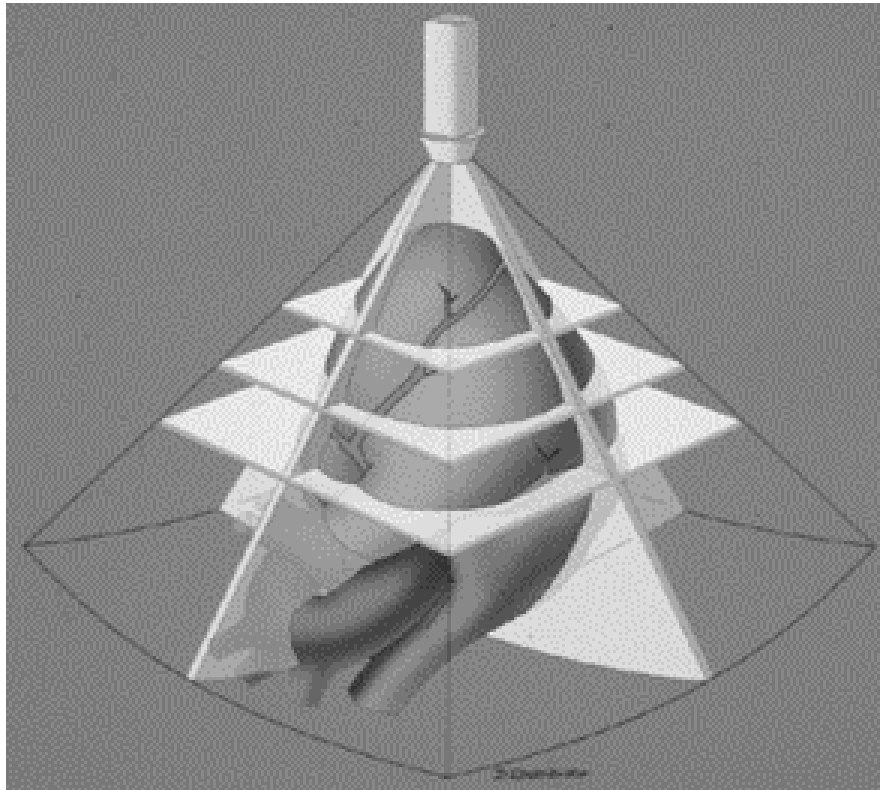
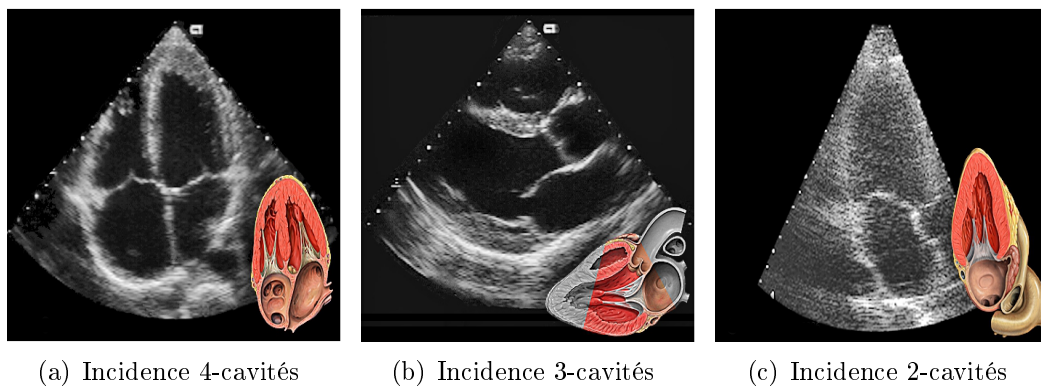


FIGURE 1.15 – Représentation de la pyramide d'acquisition en échocardiographie 3D.



(a) Incidence 4-cavités

(b) Incidence 3-cavités

(c) Incidence 2-cavités

FIGURE 1.16 – Correspondances entre les vues et leur positionnement dans le cœur.

D'un point de vue général, la qualité de l'image échographique dépend de plusieurs facteurs. Elle est en premier lieu dépendante de l'échogénicité des tissus. Cette dernière est faible pour les patients obèses ou ayant une maladie pulmonaire, mais aussi chez les patients trop maigres. En outre, du fait de la proximité du cœur, de l'air des poumons et de l'os des côtes, les fenêtres de visualisation sont extrêmement réduites. La qualité de l'image dépend de la position de la sonde et donc de l'expertise du praticien. Le cœur étant un organe tridimensionnel en mouvement,

l'échocardiographie effectuée des coupes de cet organe et les résultats peuvent varier suivant le plan de coupe choisi. Ce positionnement manuel de la sonde varie d'un examen à l'autre et n'est pas connu *a priori*, ce qui rend complexe toute réinterprétation de l'examen et tout recalage avec une autre modalité d'imagerie médicale. C'est l'un des intérêts des images 3D par rapport aux acquisitions 2D classiques. Le principal bruit qui vient perturber les images ultrasonores est le *speckle*. Le diagnostic en cardiologie se fait en appréciant le mouvement du myocarde et des valves. Le *speckle* est une caractéristique aussi importante que le contraste des parois pour l'interprétation des images, d'autant plus que seules les parois antérieure et postérieure sont convenablement orientées par rapport au faisceau, le contraste des parois latérales étant souvent faible.

2.3 TEMP

La Tomographie par Emission MonoPhotonique, est une imagerie d'émission (c'est-à-dire que le rayonnement vient du patient après injection d'un traceur) par opposition à l'imagerie radiographique qui est une imagerie de transmission (le faisceau est externe et traverse le patient). Le traceur est l'association d'une molécule vectrice et d'un marqueur radioactif. La molécule vectrice est choisie pour cibler de façon sélective une structure particulière de l'organisme (un organe, un secteur liquidien, une lésion). Elle est adjointe à un isotope radioactif qui permet de suivre la position de la molécule dans l'organisme, car il émet un rayonnement gamma détectable par une gamma-caméra (caméra à scintillation qui produit des scintigraphies) (Fig.1.17).

Le traceur, aussi appelé radiopharmaceutique, émet un rayonnement à la fois détectable et de très faible toxicité sur le plan biologique et radiotoxicologique. Une scintigraphie irradie plus qu'une radio, la dose reçue pour un examen de scintigraphie est comprise entre 1 et $4mSv$. Cependant, elle est plus faible que pour un scanner $9,1mSv$. Le traceur est administré le plus souvent par voie veineuse. Le délai de fixation sur l'organe cible est variable, ce qui explique l'attente entre l'injection et les acquisitions. La gamma-caméra permet la localisation spatiale des photons émis par l'organe cible.

La TEMP myocardique (Fig.1.19) permet l'étude physiologique du cœur pour étudier la perfusion du myocarde, c'est-à-dire le flux sanguin arrivant dans le muscle cardiaque. Ce sont des images synchronisées à l'électrocardiogramme qui donnent une image du cœur en mouvement : le cycle cardiaque est divisé en 8 ou 16 intervalles de temps. On somme ensuite toutes les images correspondant au premier intervalle, au deuxième intervalle, *etc.* La gamma-caméra décrit une orbite circulaire ou elliptique autour du patient et fournit des projections bidimensionnelles sous des incidences variées, appelées sinogrammes (Fig. 1.18). La tomographie, d'un point de vue mathématique, se décompose en deux étapes. Tout d'abord elle nécessite l'élaboration d'un modèle direct, décrivant suffisamment fidèlement les phénomènes physiques tels qu'ils sont mesurés. Ensuite, on détermine le modèle inverse ou reconstruction servant à retrouver la distribution tridimensionnelle en se fondant sur le modèle direct. Dans le cas de la TEMP, on utilise la rétroprojection filtrée pour reconstruire l'image 3D à partir des sinogrammes, mais de plus en plus des algo-

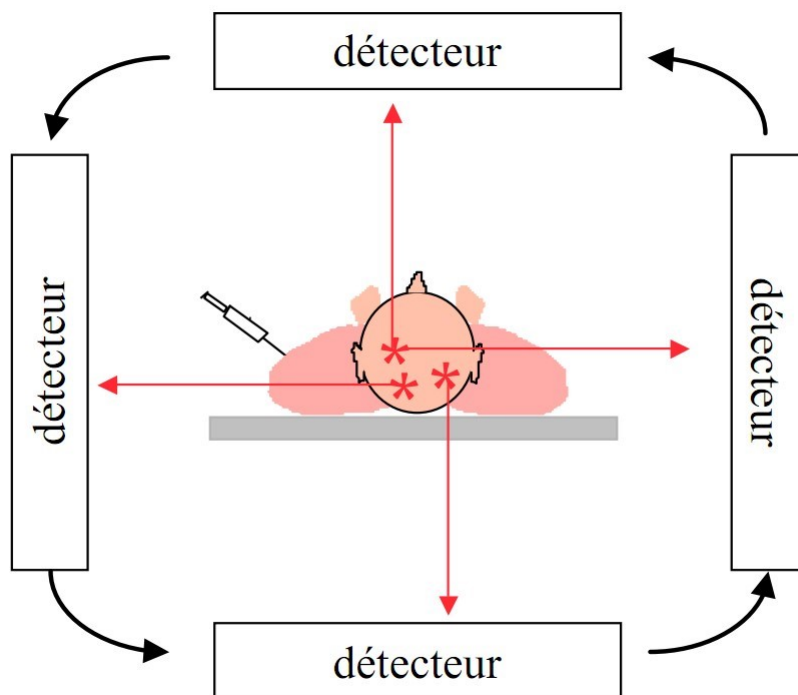


FIGURE 1.17 – Fonctionnement de la TEMP.

rithmes de reconstruction itérative sont utilisés, car ils permettent de prendre en compte plus que la modélisation géométrique du système.



FIGURE 1.18 – Exemple d'un sinogramme.

On obtient ainsi une visualisation en mouvement et en trois dimensions de la contraction du cœur avec un comptage suffisant en termes de détections gamma. C'est une des méthodes de choix pour évaluer la maladie coronaire. En effet, lorsque qu'une artère coronaire se bouche partiellement, cela peut entraîner une souffrance (ischémie) et une nécrose si elle est totalement obstruée. La scintigraphie permet, de manière non invasive, de mettre en évidence les zones ischémiques pendant un effort ou les zones nécrosées après un infarctus par exemple. On peut également avoir une information sur le fonctionnement du muscle, le volume du cœur et sa capacité à se contracter (fraction d'éjection et d'épaississement pariétal), notamment avec les nouvelles modalités de TEMP comme la D-SPECT, qui permet d'apprécier les variations d'épaississement du myocarde.

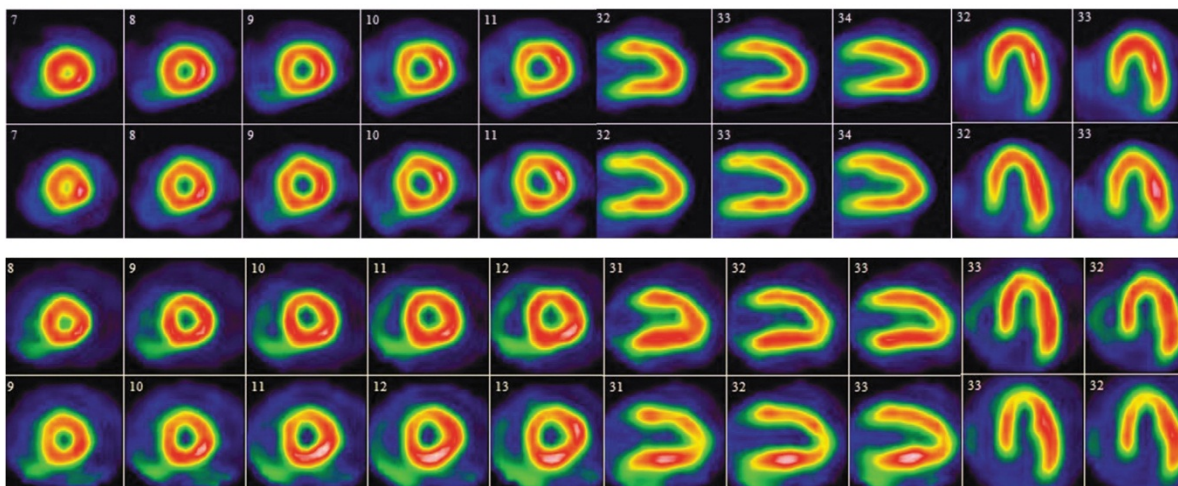


FIGURE 1.19 – Scintigraphie myocardique.

L'une des principales limitations de la TEMP est qu'elle fournit une imagerie fonctionnelle sans aucune donnée anatomique. L'imagerie obtenue traduit le fonctionnement du métabolisme. D'autres facteurs peuvent interférer sur la qualité des images tels que l'atténuation, la diffusion, le mouvement, et l'effet de volume partiel. L'atténuation est due à l'interaction des photons émis par le radiotracteur avec les tissus traversés. La diffusion, due à l'effet Compton, provoque une perte d'énergie du photon, mais aussi une modification de trajectoire. Cela induit une erreur de localisation de l'activité détectée pour le métabolisme exploré et donc un flou dans l'image reconstruite. Tout comme en IRM, les mouvements du patient ou des organes peuvent provoquer des artefacts. Enfin l'effet de volume partiel limite la résolution spatiale. Il en découle que dans les pixels d'une structure donnée, on peut détecter de l'activité émanant d'autres régions, et inversement on peut retrouver l'activité de cette structure dans les pixels voisins.

2.4 Description des jeux de données pour la validation des résultats de segmentation

Nous avons testé notre modèle en 2D et 2D+t sur la base de données du Challenge MICCAI de 2009 [71], pour obtenir une validation expérimentale. La base de données est constituée de 45 jeux de données d'imagerie cardiaque dynamique acquis

en routine clinique. Elles ont été obtenues avec des IRM General Electric de 1.5T. Toutes les images sont acquises lors d'une apnée de 10 à 15 secondes et possèdent une résolution temporelle de 20 images par cycle cardiaque. Leur résolution spatiale est de 256×256 pixels, avec un espacement de coupe de 8 mm, un champ de vue de 320×320 mm et une taille de voxel de $1.37 \times 1.37 \times 8$ mm.

L'ensemble des données est classé en 4 groupes (Fig. 1.20), présentant diverses pathologies du ventricule gauche, ainsi que des patients sains, sur la base des critères cliniques suivants :

1. SC-HF-I : Insuffisance cardiaque avec ischémie : fraction d'éjection (FE) $< 40\%$ et un rehaussement tardif du gadolinium (Gd).
2. SC-HF-NI : Insuffisance cardiaque sans ischémie : FE $< 40\%$ et aucun rehaussement tardif.
3. SC-HYP : Hypertrophie du ventricule gauche avec une fraction d'éjection normale ($> 55\%$) et un ratio masse du ventricule gauche / surface corporelle $> 83 \text{ g/m}^2$.
4. SC-N : Groupe sain : FE $> 55\%$ et aucune hypertrophie.

3 Le *strain* comme outil diagnostique et pronostique

3.1 Place de la thèse dans le projet ANR 3DSTRAIN

En théorie, les méthodes de segmentation des parois myocardiques ne peuvent donner accès qu'à la composante radiale du *strain* correspondant à la fraction d'épaississement du myocarde. On obtient un *strain* global aux secteurs, limité aux frontières du myocarde. Si l'on veut accéder totalement au *strain*, il est nécessaire de mesurer les déformations des secteurs selon les trois composantes de la figure 1.5, en radial, mais aussi en longitudinal et circonférentiel. Cela suppose d'être en mesure d'apparier les surfaces au cours du temps grâce à des méthodes de suivi dynamique. Actuellement, ces algorithmes reposent sur le suivi de primitives : soit une grille d'aimantation en IRM de marquage tissulaire, soit la texture du *speckle* en échographie. L'inconvénient du *speckle tracking* est de suivre un nombre limité de points par une technique de mise en correspondance de blocs, d'extrapoler les déplacements à l'ensemble du myocarde et d'en déduire la nouvelle position des parois.

Dans le projet 3DStrain, il s'agit d'utiliser le même formalisme pour les trois modalités d'imagerie cardiaque utilisées en routine clinique : l'échocardiographie, le ciné IRM et la TEMP. Contrairement aux méthodes qui estiment globalement la déformation des secteurs, il est possible d'utiliser les limites des secteurs pour intégrer des déformations mesurées localement. Dans ce cas il faut disposer d'un champ dense de déplacements en chaque voxel du myocarde. Les dérivées spatiales de ce champ conduisent au tenseur de déformation qui, projeté dans le référentiel local du myocarde, donne les trois composantes du *strain*.

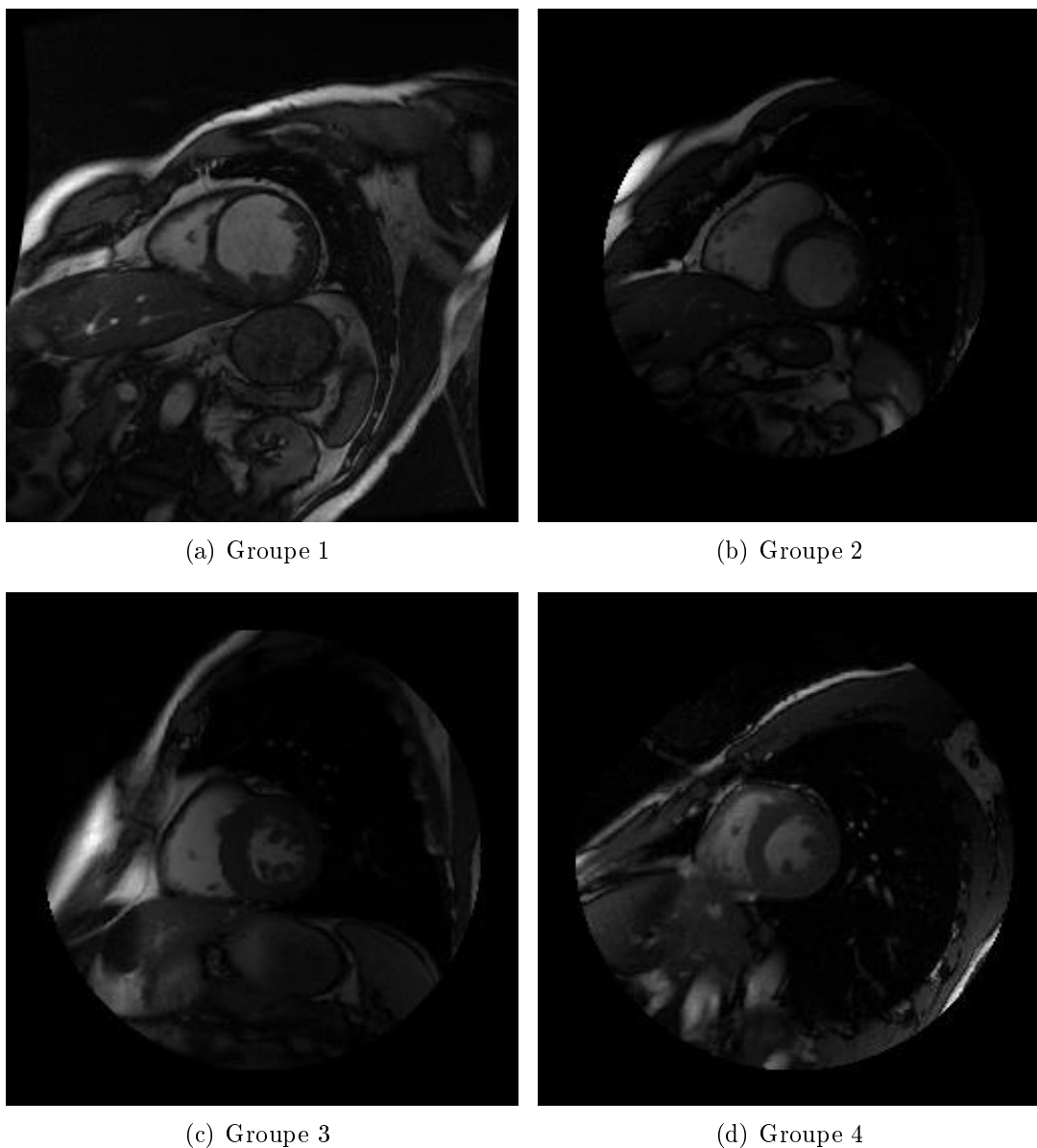


FIGURE 1.20 – Exemples d’images en télodiastole des différents groupes de patients du challenge MICCAI 2009.

3.2 Le *strain* et ses différentes composantes

La notion de déformation myocardique ou *strain* a été introduite depuis quelques années en échocardiographie [27, 68]. Elle correspond à la variation relative de longueur d’un segment et peut s’écrire de la façon suivante :

$$E = \frac{(L - L_0)}{L_0}, \quad (1.8)$$

où L_0 est la longueur initiale du segment et L sa longueur après déformation. C’est une valeur sans dimension, souvent exprimée en pourcentage. Le *strain* est positif (resp. négatif) quand l’objet s’allonge (resp. diminue). En cardiologie, on distingue 4 types de *strain* (Fig. 1.5) qui caractérisent une déformation myocardique distincte :

- le *strain* longitudinal exprime le rapprochement base-apex ;
- le *strain* radial exprime le déplacement centripète vers le centre de la cavité ;
- le *strain* circonférentiel exprime la diminution du périmètre du ventricule gauche ;
- le *strain* rotationnel exprime le déplacement angulaire en degré des segments par rapport au centre de la cavité ventriculaire.

On s'intéresse à la valeur du pic, le plus souvent téléstolique (négatif pour les *strains* longitudinal et circonférentiel, positif pour le *strain* radial), qui correspond à la déformation maximale au cours de la systole. Le *strain* présente de nombreux intérêts cliniques :

- Dépistage infra-clinique lorsque que la fraction d'éjection est normale : cardiomyopathie hypertrophique, amylose *etc.*
- Trouble de la fonction myocardique : possibilité qu'un indice de *strain* soit le signe précurseur d'une pathologie cardiomyopatique diabétique (par exemple, pronostic dans le cas de cardiomyopathie ischémique, post infarctus). Le *strain* offre un indice supplémentaire et indépendant par rapport au facteur de risque clinique.
- Permettre une meilleure analyse du ventricule droit qui, de par sa morphologie, est difficile à modéliser.

3.3 Méthodes d'évaluation du *strain*

Le *speckle tracking*

Le principe du *speckle tracking* consiste à considérer le *speckle* comme un marqueur acoustique naturel, distribué de façon homogène à l'intérieur du myocarde, formant un *pattern* randomisé, stable d'une image à l'autre. On fait l'hypothèse que puisque la position des motifs de *speckle* est constante, leur mouvement traduit la déformation du myocarde.

Pour être mis en œuvre, il nécessite une détection semi-automatique des contours endocardique et épicaudique. Puis image par image, un vecteur vitesse sera attribué à chaque motif de *speckle*, permettant ainsi de calculer les déplacements, les déformations et les vitesses de déformation (Fig. 1.21).

Le *speckle tracking* repose sur une méthode dite de *block matching* (Fig. 1.22) pour mettre en correspondance les motifs de *speckle* entre images.

On obtient un *strain* global aux secteurs, limité aux frontières du myocarde.

L'IRM de marquage tissulaire

L'IRM de marquage tissulaire ou IRM tagué (*tagged MRI*) permet de manière non invasive d'obtenir des informations cinématiques sur les déplacements intramyocardiques. Actuellement c'est la seule modalité en imagerie cardiaque qui autorise l'estimation quantitative de la déformation intramyocardique. Cette technique va générer des bandes sombres au niveau du myocarde, appelées tags (Fig. 1.23), qui se déforment au cours du temps avec le mouvement de contraction du Ventricule Gauche (VG) (*i.e.* de la télédiastole à la téléstolique). Ainsi des méthodes de suivi des tags, permettent d'estimer le mouvement de la grille et ainsi d'estimer le *strain*.

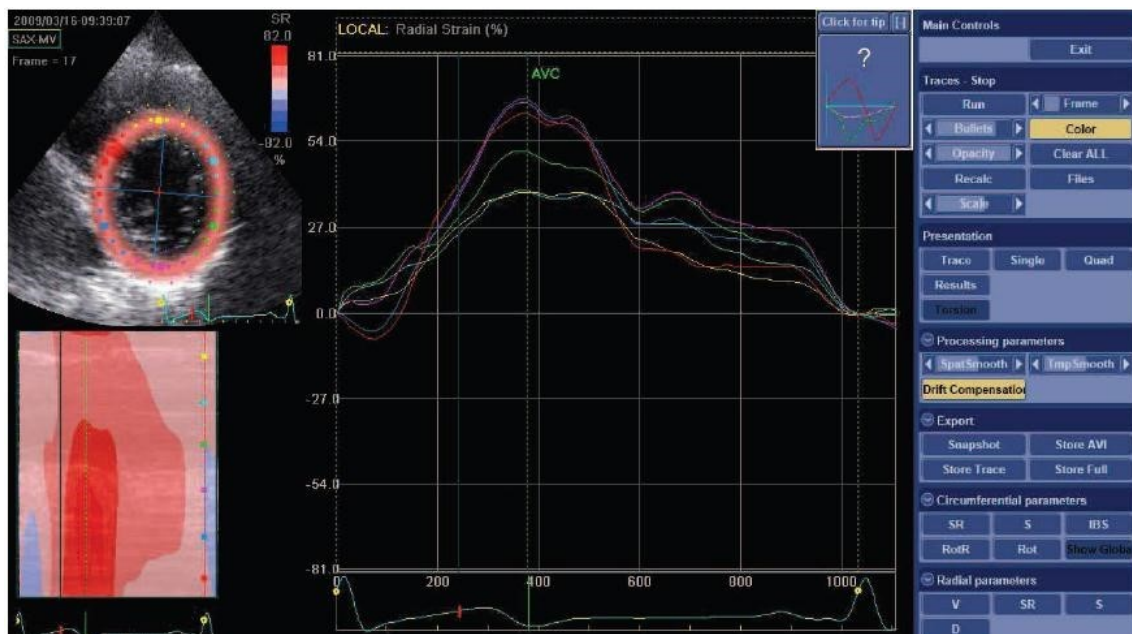


FIGURE 1.21 – Analyse des déformations radiales à partir de l’incidence parasternale petit-axe (logiciel EchoPac 6.1, de General Electric).

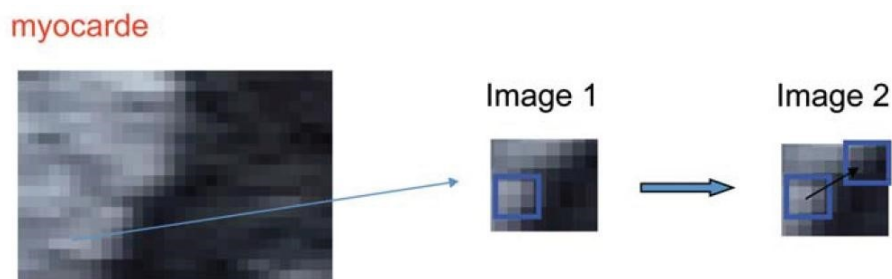


FIGURE 1.22 – Suivi d’un *speckle*.

Cependant, le protocole d’acquisition mis en œuvre entraîne une perte de la qualité des images, notamment au niveau du contraste. De ce fait, les méthodes traditionnelles de détection et de suivi de structures sont difficilement applicables. Malgré de nombreuses recherches les méthodes d’analyse mise en place sur les séquences d’IRM cardiaque marquées n’ont pas permis à ce jour leur utilisation en routine clinique. En effet, il reste difficile de trouver une technique intégrant les contraintes liées à l’acquisition des IRM de marquage tissulaire et celles liées l’utilisation des méthodes en routine clinique (robustesse, précision, reproductibilité, rapidité).

Des solutions logicielles émergent, comme InTag, un plugin OsiriX développé au CREATIS de Lyon. Basé sur l’approche Sine Wave Modeling [2], il permet de calculer , présenter et analyser le *strain* et les mécanisme intra-myocardique à partir d’images IRM cardiaques marquées .

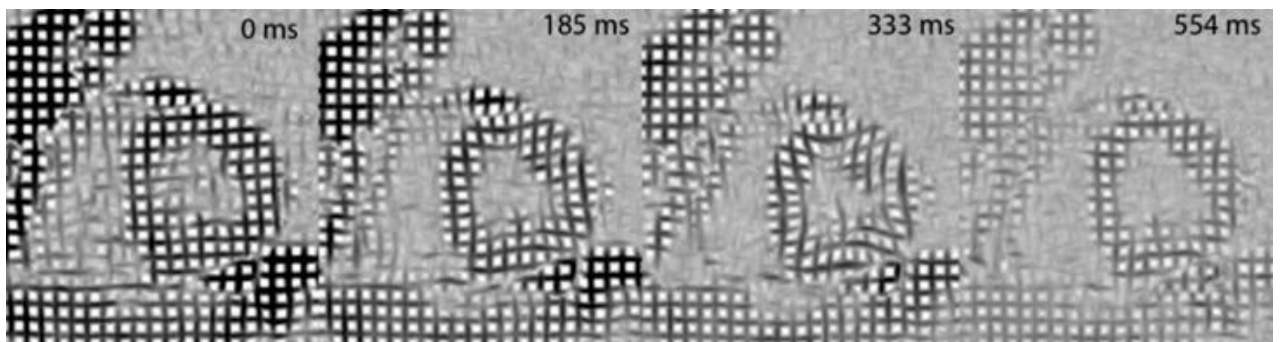


FIGURE 1.23 – Exemple d’images d’IRM de marquage tissulaire.

Chapitre 2

État de l’art des méthodes de segmentation et/ou de suivi du myocarde

La segmentation du myocarde est une tâche essentielle pour calculer les indices cliniques utiles aux diagnostics des cliniciens. Elle repose sur l’extraction des parois du myocarde : l’épicaarde et l’endocarde. Dans ce mémoire, nous discuterons seulement la segmentation du ventricule gauche (VG). De manière générale, la segmentation de l’épicaarde est plus difficile que celle de l’endocarde. Cela est dû à la similarité des niveaux de gris entre les tissus externes et le cœur (Fig. 2.1) qui engendre un faible contraste à la paroi. C’est le contraire que l’on observe pour l’endocarde, qui délimite deux régions homogènes et possède généralement un bon contraste.

Dans la suite de ce chapitre, nous nous intéresserons aux classes générales de méthodes de segmentation du myocarde, pour ensuite nous consacrer aux contours actifs et aux différentes énergies adaptées au contexte applicatif. Enfin, nous aborderons les différentes implémentations des modèles de contours actifs.

1 Classifications des méthodes de segmentation du myocarde

Nous présentons ici un état de l’art des méthodes de segmentation du myocarde en IRM. Les modèles actifs, qui nous ont intéressés lors de nos travaux, feront l’objet d’un état de l’art plus détaillé dans un paragraphe spécifique (voir Section 2.4).

1.1 Méthodes basées image

L’endocarde et l’épicaarde présentent des difficultés de segmentation spécifiques. C’est pour cela que nombre de méthodes ont abordé la segmentation des deux tissus indépendamment. Les premières contributions consistent à localiser le contour de l’endocarde, généralement par seuillage [34, 93, 60, 43] et/ou par programmation dynamique (*Dynamic Programming* (DP)) [35, 31, 46, 30, 50, 85]. L’épicaarde est recherché lors d’une deuxième phase en utilisant le résultat du contour de l’endocarde et en créant des modèles géométriques prenant en compte l’épaisseur du myocarde.

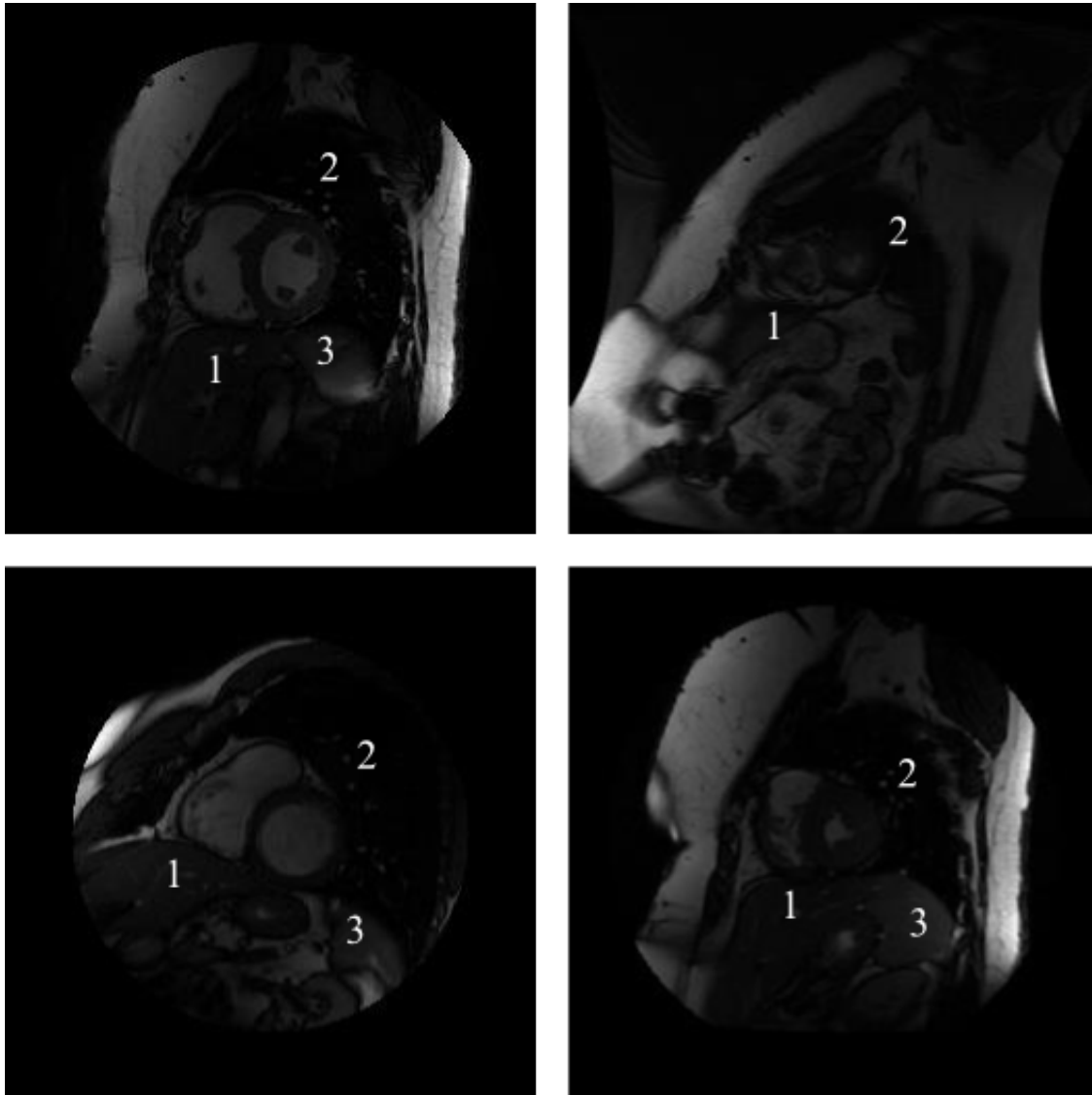


FIGURE 2.1 – Organes entourant le cœur (coupe IRM petit axe) : 1) foie ; 2) poumon gauche ; 3) estomac.

Dans [52], les auteurs présentent une segmentation automatique se fondant sur le calcul de l'enveloppe convexe de la cavité, détectée préalablement par des opérateurs issus de la morphologie mathématique. Le résultat est filtré par transformée de Fourier 1D afin d'obtenir un contour lissé. Il est à noter que l'endocarde et l'épicarde sont segmentés séparément. Dans [36], les auteurs proposent une méthode combinant plusieurs techniques : une détection des contours de l'image par un filtre de Canny, des opérateurs de la morphologie mathématique et une croissance de région radiale. La segmentation de l'épicarde s'appuie sur le résultat de l'endocarde en prenant en compte l'épaisseur du myocarde. Cela permet de définir une région d'intérêt autour du l'épicarde, en utilisant la même combinaison de techniques que précédemment.

En ce qui concerne les interactions de l'utilisateur, elles ne sont possibles que lors de l'initialisation. L'utilisateur désigne le centre du VG ou délimite une région d'intérêt circulaire autour du myocarde.

1.2 Modèles par classification de pixels

Les méthodes basées sur la connectivité floue [87] sont des approches qui associent des points germes (sélectionnés par l'utilisateur) à l'objet à segmenter. Elles construisent, pour chacun des points germes, une carte de connectivité par agrégation de points image. Cette carte symbolise la connectivité existant entre chacun des voxels de la carte et chaque point germe. Un seuil, choisi par l'utilisateur, est appliqué à la carte afin de ne conserver que les structures d'intérêt.

Dans les méthodes dites de *graph-cuts* [8], l'utilisateur doit sélectionner deux régions appartenant l'une à l'objet et l'autre au fond pour initialiser une procédure de minimisation d'énergie basée sur un algorithme de coupure de graphe [44].

Dans [54], les auteurs proposent une méthode de segmentation 4D (3D + t), basée sur des opérateurs de morphologie mathématique pour segmenter l'endocarde et l'épicarde. Dans un premier temps, l'endocarde est segmenté par une reconstruction géodésique après avoir placé plusieurs marqueurs. Pour l'épicarde, une transformée en distance euclidienne est appliquée pour prendre en compte sa géométrie et des transformées homotopes pour garantir sa topologie. Enfin la binarisation finale est assurée par un algorithme *watershed cut* [21, 22].

Dans [40], l'auteur propose une approche qui repose sur un histogramme construit à partir d'une approche de connectivité floue multicritères. Elle fournit des histogrammes du poumon, du myocarde et du sang. Les approches dites de *clustering* consistent à agréger des données similaires dans les mêmes classes. Le *clustering* peut être réalisé par la méthode des K-moyennes (*K-means*) [53] ou par la méthode des C-moyennes floues (*fuzzy C-means*), une généralisation des K-moyennes, qui autorise une appartenance partielle aux classes [7]. Après l'obtention de régions de regroupement distinctes, la cavité du VG est identifiée par le calcul de la distance à un cercle [53].

1.3 Modèles statistiques de forme et d'apparence

Le modèle actif de forme (*Active Shape Model* ou ASM) est un modèle statistique de forme dont les paramètres sont optimisés pour qu'il s'ajuste à des objets dans l'image [20]. Ce modèle est assez similaire aux contours actifs que nous détaillerons par la suite, mis à part le fait qu'il intègre une information *a priori* sur la forme recherchée. Cette connaissance est formalisée sous la forme d'un modèle de distribution de points (*Point Distribution Model* ou PDM) construit à partir de formes apprises. La méthode suppose d'être en mesure de détecter des points identiques sur plusieurs instances d'une même forme. Ces formes sont centrées, orientées et mises à l'échelle grâce à un algorithme de Procrustes généralisé, puis les modes de variations principales des formes sont obtenus par analyse en composantes principales (ACP) de la matrice de covariance des points normalisés. Chaque forme peut donc être représentée comme une combinaison linéaire des formes principales. Les valeurs propres associées traduisent la variabilité des formes et on délimite l'espace des formes admissibles en bornant les coefficients à trois fois l'écart-type qui correspond à leur racine carrée. L'ajustement à l'image est réalisé selon un processus itératif en deux étapes : (i) recherche locale d'une meilleure position des points à partir des positions courantes pour se rapprocher des frontières de l'objet recherché, c'est-à-dire généralement dans la direction du gradient ; (ii) mise à jour de la posi-

tion, de l'orientation et de l'échelle de la forme à partir des incréments de position et recherche du modèle admissible le plus proche. Le modèle actif d'apparence (*Active Appearance Model* ou AAM) est une généralisation de l'ASM qui modélise la distribution du niveau de gris des points en plus de celle de leurs positions, sur le même principe de décomposition linéaire.

Pour la mise en œuvre de ces modèles en imagerie cardiaque, plusieurs modifications de la méthode d'origine ont été proposées. La précision de la segmentation est améliorée par l'utilisation d'une analyse en composantes indépendantes à la place d'une ACP [86]. Dans [61], les auteurs présentent un modèle de forme active étendu à la segmentation multi-contour des structures anatomiques. La segmentation 3D est assurée par la propagation d'un modèle ASM 2D. Le modèle considère l'endocarde et l'épicarde comme une structure unique, et les auteurs ont ajouté une contrainte *a priori* pour forcer l'épicarde à rester à l'extérieur de l'endocarde. Comme l'endocarde est détecté avec une fiabilité plus grande du fait de l'homogénéité de la cavité et du myocarde, son énergie est minimisée en premier. En se basant sur le fait que l'endocarde et l'épicarde sont approximativement concentriques, un histogramme de fréquence de bord est généré pour chaque valeur de gradient de l'épicarde. Ce dernier sert de poids lors de la phase de minimisation. Pour le cas 3D, une segmentation initiale est réalisée sur la coupe la plus basale, puis une estimation statistique permet d'estimer la forme de la coupe suivante. Le modèle ASM est alors initialisé avec cette estimation et est contraint durant la segmentation par la variance de la forme obtenue lors de la phase d'apprentissage. Dans [95], les auteurs proposent une méthode automatique de segmentation utilisant des modèles statistiques d'AAM 2D et d'ASM 3D. Une méthode AAM 2D est utilisée pour approximer l'endocarde et l'épicarde du VG. Le modèle AAM utilisé a été entraîné sur 40 IRM cardiaques issues de différentes institutions et couvrant un large panel de pathologies cardiaques. Le contour endocardique final est obtenu par seuillage de la cavité du VG. Pour extraire l'épicarde, un modèle de forme 3D active est utilisé. Cette méthode utilise l'algorithme de classification des *fuzzy C-means* qui va établir une classification des pixels en 3 classes : sang/graisse, myocarde et air.

2 Suivi pariétal par contours actifs

2.1 Formalisme énergétique unifié

Usuellement, il existe deux catégories d'énergies pour les modèles de forme, des énergies de type contour ou curvilignes, qui dépendent d'informations sur le contour en mouvement, et des énergies de type région ou surfacique, qui dépendent de l'information dans les régions de l'image délimitées par le contour.

L'approche des gradients de forme [23, 39] permet de prendre en compte de façon rigoureuse la variation de forme engendrée par la modification locale du contour.

Énergie curviligne

Dans un premier temps, nous décrivons la dérivation d'une énergie de type contour dans le formalisme des gradients de forme. Nous considérons une énergie

curviligne générique [23] :

$$E(\Gamma) = \int_{\Gamma} \varphi(s) ds, \quad (2.1)$$

où $\varphi(s)$ est une énergie frontière et Γ est le contour. La dérivée de forme est alors égale à [23, 78, 24] :

$$dE(\Gamma, \mathbf{V}) = \int_{\Gamma} \left(\frac{\partial \varphi(s)}{\partial \mathbf{N}} - \varphi(s) \kappa(s) \right) \mathbf{N}(s) \cdot \mathbf{V}(s) ds, \quad (2.2)$$

où κ est la courbure du contour, \mathbf{N} est la normale au contour et \mathbf{V} est une vitesse dite prédéfinie. Les vitesses prédéfinies seront présentées dans la section 2.2.

Énergie surfacique

Le formalisme des gradients de forme permet de dériver une énergie surfacique par rapport au domaine délimité par le contour en intégrale curviligne.

Soit Ω un ensemble ouvert sur \mathbb{R}^2 et soit T une transformation de Ω telle que :

$$\begin{cases} \Omega & = T(\tau = 0, \Omega), \\ \Omega_T(\tau) & = T(\tau, \Omega), \\ \mathbf{x}_T(\tau) & = T(\tau, \mathbf{x}), \mathbf{x} \in \Omega. \end{cases} \quad (2.3)$$

La déformation au point \mathbf{x} est définie comme étant :

$$V_T(\mathbf{x}) = \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{\mathbf{x}_T(\tau) - \mathbf{x}}{\tau} \quad (2.4)$$

$$= \frac{\partial T}{\partial \tau}(0, \mathbf{x}). \quad (2.5)$$

Soit une énergie surfacique :

$$E(\Gamma) = \int_{\Omega} \phi(\Gamma, \mathbf{x}) d\mathbf{x}, \quad (2.6)$$

où $\phi(s)$ est une quantité à minimiser sur la région délimitée par le contour. La même énergie calculée sur le domaine transformé $\Omega(\tau)$ est égale à :

$$E(\Gamma, T, \tau) = \int_{\Omega(\tau)} \phi(\Gamma(\tau), \mathbf{x}) d\mathbf{x}. \quad (2.7)$$

La dérivée de forme de l'équation (2.6) est définie comme [23, 78, 24] :

$$\begin{aligned} dE(\Gamma, T) &= \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{E(\Gamma, T, \tau) - E(\Gamma, T, 0)}{\tau}, \\ \Leftrightarrow dE(\Gamma, T) &= \int_{\Omega} \frac{\partial \phi(\Gamma(\tau), \mathbf{x})}{\partial \tau} \Big|_{\tau=0} d\mathbf{x} - \int_{\Gamma} \phi(\Gamma, s) \mathbf{N}(s) \cdot \mathbf{V}(s) ds, \end{aligned} \quad (2.8)$$

où \mathbf{N} est la normale au contour et \mathbf{V} est une vitesse prédéfinie.

Sous certaines conditions, le premier terme de l'équation (2.8) s'annule et la dérivée de forme consiste à intégrer le long du contour la même quantité que celle de l'intégrale (2.6) [23, 78, 79] :

$$dE(\Gamma, \mathbf{V}) = - \int_{\Gamma} \phi(\Gamma, s) \mathbf{N}(s) \cdot \mathbf{V}(s) ds. \quad (2.9)$$

C'est le cas lorsque ϕ ne dépend pas de Γ , ou dans des cas particuliers de dépendance comme le terme de Chan et Vese décrit dans le paragraphe suivant [38].

2.2 Termes d'énergie de type frontière, région et vitesse

Exemple d'énergie de type frontière : le *Gradient Vector Flow*

Le *Gradient Vector Flow* (GVF) développé par Xu et Prince [89] est un champ de force qui traduit la diffusion isotrope d'un flux de gradient. Le champ diffusé ou GVF est défini de la manière suivante :

$$\mathbf{V}(x, y) = [u(x, y), v(x, y)], \quad (2.10)$$

et minimise la fonctionnelle d'énergie suivante :

$$\epsilon = \int \int \mu_{GVF} (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + \|\nabla \mathbf{f}\|^2 \cdot \|\mathbf{V} - \nabla \mathbf{f}\|^2 dx dy, \quad (2.11)$$

où \mathbf{f} est la carte des gradients, u_x , u_y , v_x et v_y sont respectivement les dérivées de u et v par rapport à x et y et μ_{GVF} est un paramètre de pondération du terme de régularisation.

Exemple d'énergie de type région : Chan et Vese

Cependant, dans le cas d'images fortement bruitées, la recherche d'une frontière est difficile. C'est dans ce contexte que Chan et Vese [16] ont proposé une fonction d'énergie de type région. Leurs travaux s'inspirent de ceux de Mumford et Shah [59], ils proposent un algorithme de segmentation en deux régions s'appuyant sur la variance des niveaux de gris des pixels comme mesure de l'homogénéité. Elle repose sur le principe que le contour doit partitionner l'image en deux régions homogènes, une région intérieure au contour Ω et une autre extérieure au contour Ω^c , qui correspondent en général à un objet et au fond. L'énergie de Chan et Vese consiste à intégrer la quantité Ψ suivante :

$$\Psi(\Gamma(s)) = (I(\Gamma(s)) - \mu(\Omega))^2 + (I(\Gamma(s)) - \mu(\Omega^c))^2, \quad (2.12)$$

où $I(\Gamma(s))$ est le niveau de gris du pixel du contour Γ à l'abscisse curviligne s dans l'image I , $\mu(\Omega)$ et $\mu(\Omega^c)$ sont les moyennes intérieure et extérieure au contour Γ .

Exemple d'énergie de type vitesse : le *Movement Gradient Vector Flow*

Le *Movement Gradient Vector Flow* (MGVF) décrit dans [73] se fonde sur la diffusion du gradient comme dans le GVF classique, tout en forçant le champ diffusé

à être dans la direction du mouvement estimé de l'objet. L'énergie du MVGF est de la forme suivante :

$$\epsilon_{MGVF}(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \int \int [\mu H_\epsilon(\nabla \mathbf{w} \cdot (v_x, v_y)) |\nabla \mathbf{w}|^2 + \mathbf{f}(\mathbf{w} - \mathbf{f})^2] dx dy, \quad (2.13)$$

où μ est une constante positive pour contrôler la régularité, H_{\epsilonpsilon} est une fonction de heaviside régularisée, \mathbf{f} est la carte des gradients, (v_x, v_y) est la direction du mouvement et \mathbf{w} un potentiel surfacique des contours de l'image.

2.3 Les différentes implémentations en fonction des modèles déformables

Indépendamment du choix des énergies, plusieurs paramétrisations des modèles déformables sont disponibles. Dans ce paragraphe, nous expliquerons chacune d'entre elles, puis nous expliciterons le choix d'un modèle déformable paramétrique B-spline pour la suite.

Représentation implicite

Le *levelset* ou ensemble de niveaux est une représentation implicite des modèles déformables proposée par Osher et Sethian [62]. Un contour fermé Γ borne une région Ω qui est définie à l'instant t et au point (x, y) comme le niveau zéro d'une fonction de dimension supérieure $\varphi(x, y, t)$. La courbe Γ peut s'exprimer de la façon suivante :

$$\Gamma(t) = \{(x, y) \mid \varphi(x, y, t) = 0\}. \quad (2.14)$$

La fonction d'ensemble de niveaux φ possède les propriétés suivantes :

$$\begin{aligned} \varphi(x, t) &> 0, x \in \Omega, \\ \varphi(x, t) &< 0, x \notin \Omega, \\ \varphi(x, t) &= 0, x \in \partial\Omega = \Gamma(t). \end{aligned} \quad (2.15)$$

Le déplacement de Γ est obtenu implicitement à partir de l'évolution de la fonction *levelset*. La méthode par ensemble de niveaux consiste à faire évoluer la surface globale que constitue φ :

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} + F \|\nabla \varphi\| = 0, \quad (2.16)$$

où F est la force ou vitesse imposée au contour dans la direction de sa normale. Le contour Γ est obtenu après convergence par simple localisation de l'ensemble de niveau zéro.

La représentation par ensemble de niveaux présente plusieurs problèmes de mise en œuvre. Il est nécessaire de construire une fonction initiale $\varphi(x, y, t = 0)$ tel que son niveau zéro corresponde à la position initiale du contour. L'équation d'évolution n'est valable qu'au niveau zéro, la vitesse F n'étant pas définie en général pour les autres niveaux. Le contour résultat est exprimé implicitement et les interactions utilisateur ne sont pas immédiates. Il faut soit changer de représentation, soit définir

des puits de potentiel au niveau des points cliqués pour faire évoluer et attirer le contour localement.

Représentation paramétrique polygonale

Les modèles déformables ont été introduits par Kass *et al.* [42] sous le nom de *snake*. Le principe est le suivant : une courbe est déformée itérativement de manière à minimiser une fonctionnelle d'énergie. Cette fonctionnelle comprend un terme d'attache aux données qui fournit une information sur les frontières de l'objet, et un terme contrôlant la régularité de la courbe. La courbe $\mathbf{\Gamma}$ est représentée paramétriquement :

$$\mathbf{\Gamma}(s) = (x(s), y(s))^T, \quad (2.17)$$

avec s l'abscisse curviligne normalisée dans $[0, 1]$, x et y les coordonnées cartésiennes des points du contour.

Soit E l'énergie utilisée pour déformer la courbe $\mathbf{\Gamma}$:

$$E = \int_0^1 (E_{interne}(\mathbf{\Gamma}(s)) + E_{image}(\mathbf{\Gamma}(s))) ds. \quad (2.18)$$

L'énergie interne $E_{interne}$ est un terme de régularisation du contour qui permet de faire évoluer chaque point de façon non indépendante de celle de ses voisins :

$$E_{interne}(\mathbf{\Gamma}) = \int_0^1 \alpha(s) \left\| \frac{d\mathbf{\Gamma}}{ds}(s) \right\|^2 + \beta(s) \left\| \frac{d^2\mathbf{\Gamma}}{ds^2}(s) \right\|^2 ds, \quad (2.19)$$

où le premier terme est une énergie élastique ($\alpha(s)$ coefficient d'élasticité en s) qui dépend de l'allongement du contour $\left\| \frac{d\mathbf{\Gamma}}{ds}(s) \right\|$, et le second terme est une énergie de rigidité ($\beta(s)$ coefficient de rigidité en s) qui dépend de la courbure du contour $\left\| \frac{d^2\mathbf{\Gamma}}{ds^2}(s) \right\|$.

L'énergie externe $E_{externe}$ est une énergie d'attache aux données, calculé par intégration d'une énergie potentielle qui doit être minimale sur les points du contour :

$$E_{externe}(\mathbf{\Gamma}) = \int_0^1 P(\mathbf{\Gamma}) ds. \quad (2.20)$$

Le contour recherché est la courbe qui minimise la fonctionnelle d'énergie présentée à l'équation (2.18). Une approche variationnelle a été proposée [18]. Le minimum de l'énergie est atteint lorsque l'équation d'Euler-Lagrange associée est satisfaite :

$$-(\alpha\mathbf{\Gamma}')' + (\beta\mathbf{\Gamma}'')'' = -\nabla P(\mathbf{\Gamma}). \quad (2.21)$$

Par discrétisation spatiale de la courbe $\mathbf{\Gamma}(s)$ avec un pas h , l'équation ci-dessus devient :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \|\nabla \mathbf{\Gamma}\|^2}{\partial \mathbf{\Gamma}} &= \frac{1}{h^2} (\alpha_i(\mathbf{\Gamma}_i(t)) - \alpha_{i+1}(\mathbf{\Gamma}_{i+1}(t) - \mathbf{\Gamma}_i(t))) \\ &+ \frac{1}{h^4} (\beta_{i-1}(\mathbf{\Gamma}_{i-2}(t) - 2\mathbf{\Gamma}_{i-1}(t) + \mathbf{\Gamma}_i(t)) - 2\beta_i(\mathbf{\Gamma}_{i-1}(t) - 2\mathbf{\Gamma}_i(t) + \mathbf{\Gamma}_{i+1}(t)) \\ &+ \beta_{i+1}(\mathbf{\Gamma}_i(t) - 2\mathbf{\Gamma}_{i+2}(t))). \end{aligned} \quad (2.22)$$

L'équation (2.22) peut être exprimée sous la forme d'un système matriciel :

$$\mathbf{A}\mathbf{V} = \mathbf{F}, \quad (2.23)$$

où \mathbf{A} est une matrice circulante symétrique, \mathbf{V} représente le vecteur colonne des points Γ_i concaténés et \mathbf{F} le vecteur colonne des forces $\mathbf{F}(\Gamma_i) = \frac{\partial \|\nabla I\|^2}{\partial \Gamma}$ en ces points.

En fixant $\alpha_i = \alpha$ et $\beta_i = \beta$ constants et $h = 1$, la matrice \mathbf{A} prend la forme suivante :

$$\begin{pmatrix} (2\alpha + 6\beta) & (-\alpha - 4\beta) & \beta & 0 & \cdots & 0 & \beta & (-\alpha - 4\beta) \\ (-\alpha - 4\beta) & (2\alpha + 6\beta) & (-\alpha - 4\beta) & \beta & \cdots & \cdots & 0 & \beta \\ \beta & (-\alpha - 4\beta) & (2\alpha + 6\beta) & (-\alpha - 4\beta) & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \beta & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & (-\alpha - 4\beta) & (2\alpha + 6\beta) & (-\alpha - 4\beta) \\ (-\alpha - 4\beta) & \beta & 0 & \cdots & 0 & \beta & (-\alpha - 4\beta) & (2\alpha + 6\beta) \end{pmatrix}.$$

L'énergie peut présenter plusieurs minima locaux en fonction de la position du contour. Mais ces positions ne sont pas obligatoirement sur les frontières de l'objet. Cela implique que l'équation (2.21) possède également plusieurs solutions. Pour pallier cela, l'équation initialement stationnaire a été transposée en une équation évolutive de type parabolique [17] :

$$\gamma \frac{\partial \Gamma}{\partial t} - (\alpha \Gamma')' + (\beta \Gamma'')'' = \frac{\partial \|\nabla I\|^2}{\partial \Gamma}, \quad (2.24)$$

où γ est un coefficient d'amortissement.

Pour résoudre l'équation (2.24), il faut discrétiser le terme d'évolution $\gamma \frac{\partial \Gamma}{\partial t}$ par différences finies dans le domaine temporel :

$$\gamma \frac{\partial \Gamma}{\partial t} = \gamma (\Gamma_i(t) - \Gamma_i(t-1)).$$

On obtient le système matriciel d'évolution suivant :

$$\mathbf{V}(t) = (\mathbf{A} + \gamma \mathbf{I})^{-1} (\gamma \mathbf{F}(t-1)) - \frac{\partial P(\mathbf{V}(t-1))}{\partial \Gamma}. \quad (2.25)$$

Cette première approche a été largement utilisée, mais comporte cependant quelques inconvénients. La fonctionnelle d'énergie de l'équation (2.18) n'est pas intrinsèque, elle dépend de la paramétrisation du contour. Le domaine d'attraction du contour est peu étendu, c'est-à-dire qu'il est nécessaire d'initialiser le contour proche de l'objet à segmenter. Du fait de la contrainte de régularité, il n'est possible de détecter qu'un seul objet et celui-ci doit être convexe.

Représentation paramétrique B-spline

Le *B-spline snake*, introduit par Brigger et Unser [9], est une représentation compacte répondant aux problèmes soulevés par le modèle de Kass *et al.* vu précédemment [42] et du modèle *B-snake* [57] : une convergence lente en raison d'un grand nombre de paramètres, la difficulté de déterminer les poids des contraintes d'élasticité et de rigidité, une description de la courbe par une liste finie de points déconnectés. Le modèle de contour *B-spline snake* est défini par les points nodaux

d'une courbe B-spline. Il a été montré que la paramétrisation B-spline est une solution optimale pour la régularisation du *snake*, du fait que la contrainte de courbure minimale est implicite à la paramétrisation [9].

Soit $\Gamma(s)$ une B-spline paramétrée par l'abscisse curviligne s :

$$\Gamma = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{Q}_i B_i^3(s), s \in [s_0, s_{N-1}], \quad (2.26)$$

où les \mathbf{Q}_i sont les points de contrôle, $B_i^3(s)$ est la fonction de base des B-splines.

Une descente de gradient est utilisée pour obtenir la nouvelle courbe :

$$\mathbf{P}_i^{+1} = \mathbf{P}_i + \eta \left(\frac{\partial E}{\partial \mathbf{P}_i} \right), \quad (2.27)$$

où les \mathbf{P}_i représentent les points nodaux de la B-spline Γ .

Outre l'intérêt présenté en début de paragraphe, les *B-spline snake* offrent un formalisme intéressant dans le cadre d'une segmentation nécessitant une phase de correction interactive. En effet, Unser et Brigger [9] ont démontré qu'il était possible de passer des points nodaux \mathbf{P}_i aux points de contrôle \mathbf{Q}_i et réciproquement par filtrage, ce qui offre la possibilité d'interagir sur le contour Γ directement et intuitivement. Nous reviendrons plus en détail sur le processus de filtrage dans le chapitre 3 et sur la phase d'interaction dans le chapitre 4.

2.4 État de l'art des modèles déformables en imagerie cardiaque

Les contributions des contours déformables appliqués au ventricule gauche ont principalement porté sur les termes d'attache aux données. Les premières contributions reposent sur l'utilisation du gradient de l'image [31, 35, 72]. Cependant le principal inconvénient de ce terme est sa sensibilité au bruit. Pour pallier ce problème, de nouvelles contributions se sont tournées vers des termes fondés sur l'homogénéité des régions [14, 64, 70]. Le GVF [89] a démontré son efficacité vis à vis de l'initialisation du contour : la diffusion de l'information de gradient permet, contrairement au *snake* original, d'attirer le contour même lorsque celui-ci est éloigné de l'objet [69, 74, 92, 26].

Dans le cas 2D+t, les contours actifs offrent une extension simple qui permet de suivre les parois du myocarde lors du cycle cardiaque. La solution la plus immédiate consiste à utiliser le résultat de la segmentation obtenue sur l'image à l'instant t comme initialisation pour l'instant $t + 1$. D'autres approches ont été développées pour exploiter pleinement les caractéristiques temporelles du mouvement cardiaque : soit en appliquant des contraintes faibles sur les points du contour ou de la surface, *i.e.* en définissant une trajectoire moyenne des points au cours de la séquence, soit en appliquant des contraintes fortes, comme la prise en compte de connaissances *a priori* sur le mouvement cardiaque [58], ou encore en utilisant une approche couplée segmentation / estimation du mouvement [66].

Des modèles biomécaniques ont été développés pour suivre le ventricule gauche [69, 91, 6]. Le Gabarit Déformable Élastique [75] est un modèle aux éléments finis qui simule le comportement mécanique du cœur dans un cadre d'élasticité linéaire. Les forces de l'image sont calculées à partir d'un champ GVF des frontières de l'objet. Dans [12, 11, 75], les auteurs présentent une extension de ce modèle pour prendre en compte la dimension temporelle de suivi dynamique, et proposent le *Dynamic Deformable Elastic Template (Dynamic DET)* qui bénéficie de contraintes de régularité et de périodicité pour prendre en compte le caractère cyclique du mouvement cardiaque. Ainsi le modèle segmente simultanément l'endocarde et l'épicarde sur toute la séquence dynamique.

Dans [96], les auteurs proposent un modèle de contours actifs paramétriques se basant sur le Gradient Vector Convolution (GVC) pour segmenter simultanément l'endocarde et l'épicarde. Cette segmentation se fait en deux temps : dans un premier temps l'algorithme segmente l'endocarde, puis il utilise ce résultat comme initialisation pour segmenter l'épicarde.

Dans [19], un algorithme semi-automatique 2D est proposé pour détecter l'endocarde. L'utilisateur initialise l'algorithme en définissant une région d'intérêt qui va servir pour une étape de filtrage par morphologie mathématique. Ce filtrage a pour effet de rendre les zones de l'image homogènes. L'utilisateur peut valider l'image filtrée ou recommencer. Une fois cette étape validée, on se sert du résultat obtenu comme initialisation afin de segmenter l'endocarde à l'aide d'un *snake* mis en mouvement par un terme d'énergie de type GVF. L'épicarde est initialisé à une distance fixe de l'endocarde segmenté, correspondant à l'épaisseur approximative du myocarde, et est lui aussi isolé par un *GVF-snake*.

La modélisation volumique est particulièrement utile pour le suivi du VG au cours du temps, en utilisant un modèle biomécanique qui contraint la segmentation [69, 63, 76, 91, 6, 11]. Le VG est modélisé comme un matériau élastique linéaire défini par plusieurs paramètres (le coefficient de Poisson et le module d'Young), intégrés dans une matrice dite de rigidité, qui définit les propriétés du matériau pour modéliser la déformation du VG en 3D [69, 63]. La contractilité du myocarde est liée à l'orientation des fibres musculaires (Fig. 1.4), qui peut être prise en compte en considérant les valeurs de rigidité pour les différents axes du matériau [63].

Les avantages des modèles déformables [81] sont : leur flexibilité pour s'adapter à des formes particulières en changeant les paramètres des fonctions d'énergie ; la possibilité de faire cohabiter des contraintes physiques avec des contraintes de forme ; la compatibilité avec des courbes ou des surfaces paramétriques. Ce dernier point autorise la manipulation des contours lors d'une stratégie de correction interactive, sans avoir à reprendre la chaîne de traitement depuis le début. Cependant, trop peu de méthodes ont mis en place une telle stratégie. La plupart des interactions utilisateur se limitent au choix de quelques points sur la première coupe ou à la délimitation manuelle d'un premier contour [67]. Elles sont donc essentiellement utilisées en guise d'initialisation, mais rarement en tant que correction.

Chapitre 3

Segmentation interactive du myocarde par modèle dual

Ce chapitre présente l'élaboration de notre modèle de segmentation interactif du myocarde. Pour chaque dimensions (2D, 2D+t et 3D), nous introduisons, dans un premier temps, la représentation géométrique du modèle. Dans un second temps, nous exprimons le modèle déformable qui lui est associé. Nous illustrons ces modélisations par des résultats de segmentation du myocarde principalement avec des images d'IRM en 2D et 2D+t. Nous montrons aussi une première faisabilité sur des images de TEMP en 3D, avec les adaptations du modèle en trois dimensions et une combinaison différente d'énergies.

1 Protocole d'évaluation intrinsèque de la segmentation

Pour évaluer la précision de la segmentation différents outils existent pour comparer des contours experts avec des contours segmentés : des indices de recouvrement de régions comme le coefficient de Dice et le critère de Vinet (une mesure de recouvrement entre les régions du myocarde) ; et de distance entre les contours comme la Mean Absolute Distance (MAD) qui donne la correspondance globale entre les contours et la distance de Hausdorff (HD) qui donne la distance symétrique maximale entre les contours.

L'évaluation effectuée dans le cadre du challenge MICCAI 2009, concerne les contours intérieurs (endocardiques) et les contours extérieurs (épicardiques) en télédiastole et en télésystole. Nous nous sommes fondés sur les mêmes indices pour notre évaluation pour pouvoir nous situer par rapport aux publications issues du challenge. Deux indices sont calculés :

- l'indice de Dice,
- la distance perpendiculaire moyenne.

L'indice de Dice

L'indice de Dice (Fig. 3.1) est une mesure de similarité. Il est utilisé en statistique pour déterminer la similarité entre deux échantillons. Il est défini comme le rapport

entre l'intersection entre les deux régions à comparer et leur union.

$$A_{am} = \frac{2 * |A_a \cup A_m|}{|A_a| + |A_m|} \quad (3.1)$$

où A_a est le contour segmenté automatiquement et A_m est le contour segmenté par l'expert .

L'indice de Dice est compris entre 0 et 1 : plus il est proche de 1, plus les régions comparées se chevauchent.

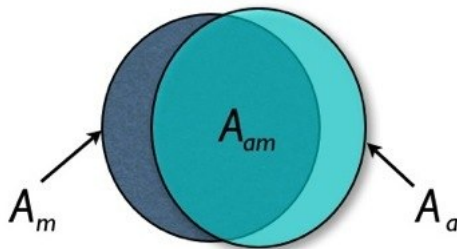


FIGURE 3.1 – Schéma de la signification ensembliste de l'indice de Dice (source : Challenge MICCAI 2009 [71]).

Distance perpendiculaire moyenne

La distance perpendiculaire moyenne (Fig. 3.2) mesure la distance moyenne entre les points du contour A_a et ceux du contour A_m . C'est un indice qui mesure la similarité des formes des contours comparés. Une distance élevée indique qu'ils ont des géométries très différentes.

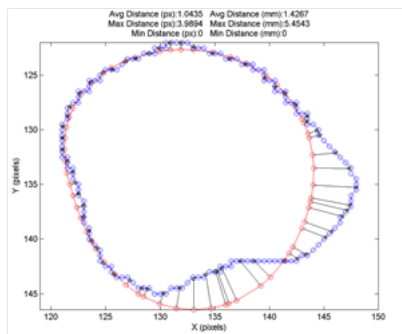


FIGURE 3.2 – Distance perpendiculaire moyenne entre deux contours (source : Challenge MICCAI 2009 [71]).

2 Le dual *B-spline snake* 2D

La représentation par *B-spline snake* [9] permet de contrôler directement et intuitivement la courbe à partir de ses points nodaux.

La paramétrisation uniforme offre de nombreux avantages. En premier lieu, elle permet de redéfinir la paramétrisation d'un arc [3] :

$$\begin{aligned}
 \Gamma(s) = & \left(-\frac{1}{6}\mathbf{Q}_{i-1} + \frac{1}{2}\mathbf{Q}_i - \frac{1}{2}\mathbf{Q}_{i+1} + \frac{1}{6}\mathbf{Q}_{i+2} \right) s^3 \\
 & + \left(\frac{1}{2}\mathbf{Q}_{i-1} - \mathbf{Q}_i + \frac{1}{2}\mathbf{Q}_{i+1} \right) s^2 \\
 & + \left(-\frac{1}{2}\mathbf{Q}_{i-1} + \frac{1}{2}\mathbf{Q}_{i+1} \right) s \\
 & + \frac{1}{6}\mathbf{Q}_{i-1} + \frac{2}{3}\mathbf{Q}_i + \frac{1}{6}\mathbf{Q}_{i+1},
 \end{aligned} \tag{3.2}$$

pour $s \in [0, 1[$, où $\Gamma(s)$ représente une B-spline cubique uniforme, \mathbf{Q}_i ses points de contrôle et s la paramétrisation de la courbe.

D'autre part, les points de contrôle \mathbf{Q}_i peuvent être obtenus à partir des points nodaux ou nœuds \mathbf{P}_i en utilisant un algorithme rapide de filtrage. Ainsi, cela rend possible la manipulation intuitive et immédiate de la B-spline à partir des nœuds (cette partie sera abordée dans la section 2).

De l'équation (3.2), nous pouvons déduire la relation entre les nœuds \mathbf{P}_i et les points de contrôle \mathbf{Q}_i . En effet, chaque nœud \mathbf{P}_i correspond à la valeur donnée par le polynôme $\Gamma(s)$:

$$\Gamma(i) = \mathbf{P}_i = \frac{1}{6}(\mathbf{Q}_{i-1} + 4\mathbf{Q}_i + \mathbf{Q}_{i+1}), \tag{3.3}$$

quand $s = i$, ce qui équivaut au produit de convolution suivant :

$$\mathbf{Q}_i = (B_1^3)^{-1} * \mathbf{P}_i, \tag{3.4}$$

où B_1^3 est le noyau des B-splines cubiques discrètes. Sa transformée en z est :

$$B_1^3(z)^{-1} = \frac{6}{z + 4 + z^{-1}}. \tag{3.5}$$

Cette approche par filtrage est présentée par Brigger *et al.* [9]. L'opérateur (3.5) peut être calculé efficacement par la mise en cascade récursive d'un filtre causal et d'un filtre anti-causal, récursifs et d'ordre 1 :

$$\begin{aligned}
 B_1^3(z)^{-1} &= \frac{6}{z + 4 + z^{-1}} \\
 &= \left(-\frac{6z_1}{1 - z_1z} \right) \left(\frac{1}{1 - z_1z^{-1}} \right),
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

où $z_1 = -2 + \sqrt{3}$. L'équation (3.6) traduit la mise en cascade d'un filtre causal et d'un filtre anticausal. A partir des nœuds $\{\mathbf{P}_i\}_{i=0, N-1}$, le terme de droite de (3.6) définit les $\{\mathbf{Q}_i\}_{i=0, N-1}$ comme résultat de l'algorithme récursif suivant :

$$\tilde{\mathbf{Q}}_i = z_1 \tilde{\mathbf{Q}}_{i-1} + \mathbf{P}_i, \tag{3.7}$$

$$\mathbf{Q}_i = z_1 \mathbf{Q}_{i+1} + 6z_1 \tilde{\mathbf{Q}}_i, \quad (3.8)$$

pour tout entier $i \geq 0$, et où $\tilde{\mathbf{Q}}_i$ sont des coefficients intermédiaires du calcul.

Étant donné que le contour est périodique car fermé, les nœuds sont N -périodiques. De ce fait, les coefficients intermédiaires $\tilde{\mathbf{Q}}_i$ et les points de contrôle \mathbf{Q}_i sont aussi N -périodiques. Ainsi, la première récursion (3.7) détermine la relation suivante :

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{Q}}_{N-i} &= \mathbf{P}_{N-i} + z_1 \mathbf{P}_{N-i-1} \\ &+ z_1^2 \mathbf{P}_{N-i-2} + \dots \\ &+ z_1^{N-1} \mathbf{P}_{N-i-(N-1)} + z_1^N \tilde{\mathbf{Q}}_{-i}. \end{aligned} \quad (3.9)$$

A partir de l'équation (3.9) et de par la N -périodicité des $\tilde{\mathbf{Q}}_i$, nous pouvons définir l'initialisation du filtre causal $\tilde{\mathbf{Q}}_0$:

$$\tilde{\mathbf{Q}}_0 = \frac{1}{1 - z_1^N} \sum_{l=0}^{N-1} z_1^l \mathbf{P}_{N-l}. \quad (3.10)$$

Finalement nous pouvons déduire les autres coefficients $\tilde{\mathbf{Q}}_i$ à partir de l'équation (3.7).

Une fois les coefficients intermédiaires définis, le filtrage anticausal est appliqué pour déterminer les points de contrôle \mathbf{Q}_i . Grâce à la N -périodicité des coefficients intermédiaires, il est possible de définir l'initialisation du filtre anticausal, c'est-à-dire, définir :

$$\mathbf{Q}_0 = \mathbf{Q}_N = -\frac{6z_1}{1 - z_1^N} \sum_{l=0}^{N-1} z_1^l \tilde{\mathbf{Q}}_l. \quad (3.11)$$

Enfin les points de contrôles sont obtenus à partir de l'équation (3.8). En conclusion, nous venons de voir la définition d'un algorithme récursif, numériquement stable, rapide et facile à implémenter, pour évaluer les points de contrôle \mathbf{Q}_i à partir des nœuds \mathbf{P}_i . Cela permettra en particulier d'évaluer la B-spline $\Gamma(s)$ rapidement suite au déplacement d'un nœud.

2.1 Modèle 2D du myocarde

Du fait de la connaissance *a priori* de la forme générale du myocarde, nous avons développé un formalisme pour segmenter l'épicarde et l'endocarde simultanément. Le *Twin Snake* [45] est une extension du *snake* classique : deux *snakes* évoluent simultanément pour segmenter deux contours parallèles. Pour ce faire, une énergie élastique est utilisée pour contraindre les courbes à rester à une certaine distance l'une de l'autre. De même, le *Ribbon Snake* [47] est modélisé par une ligne médiane associée à une demi-largeur pour définir les contours gauche et droite du ruban. Cependant, dans ce modèle, il n'est pas possible de contrôler la variation de la demi-largeur du ruban. Le modèle *Twin Ribbon* [1] reprend les idées développées

par les modèles *Twin Snake* et *Snake Sandwich* [88] ; il permet de converger malgré la présence d'un bruit fort. Néanmoins, ce modèle nécessite une initialisation précise, une connaissance *a priori* de la largeur de la bande et son coût algorithmique est beaucoup plus élevé que celui des autres modèles. Enfin, dans [33], les auteurs présentent le modèle *Parallel Active Contours* pour détecter deux contours avec une contrainte de parallélisme local. Ce modèle est par exemple appliqué à la segmentation des vaisseaux sanguins sur des images OCT de la rétine.

Ainsi nous avons développé un formalisme pour la segmentation interactive en utilisant le modèle du *B-spline snake* avec deux contours couplés Γ_{endo} et Γ_{epi} (Fig. 3.3). Les contours sont paramétrés à partir d'une courbe médiane Γ_{mid} et d'une demi-épaisseur b [33] :

$$\begin{aligned}\Gamma_{endo}(s) &= \Gamma_{mid}(s) - b(s)\mathbf{N}, \\ \Gamma_{epi}(s) &= \Gamma_{mid}(s) + b(s)\mathbf{N},\end{aligned}\quad (3.12)$$

où \mathbf{N} est la normale de Γ_{mid} .

Notre modèle, baptisé *Dual B-spline Snake*, est décrit sur la figure (3.3). Chaque contour est une B-spline cubique uniforme périodique comme décrit dans [9]. La courbe $\Gamma_{mid}(s)$ est mise à jour en fonction des forces calculées sur les contours de l'endocarde $\Gamma_{endo}(s)$ et de l'épicarde $\Gamma_{epi}(s)$. Ces deux derniers contours sont mis à jour grâce à l'évolution de $\Gamma_{mid}(s)$ et à la mise à jour de la demi-épaisseur b .

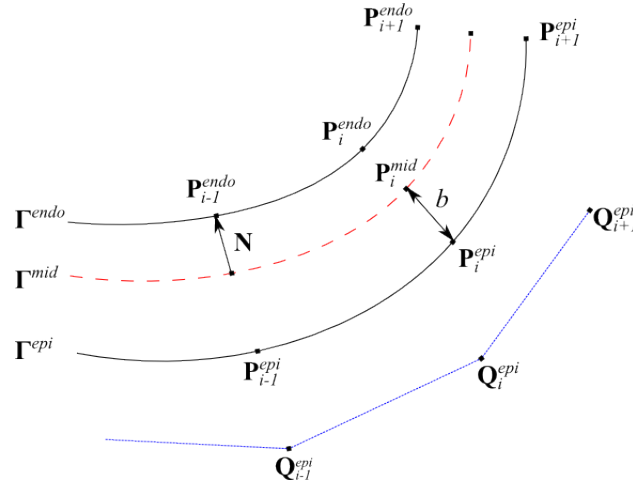


FIGURE 3.3 – *Dual B-spline snake* : \mathbf{P}_i^{epi} , \mathbf{P}_i^{endo} sont les points nodaux des contours épicaudique et endocardique, et \mathbf{Q}_i^{epi} sont les points de contrôle du contour épicaudique.

Le myocarde présente des hétérogénéités de région : la cavité et le myocarde sont relativement homogènes, contrairement à la région extérieure à l'épicarde. A partir de cette constatation, une combinaison de deux énergies hétérogènes et d'une énergie de rappel élastique a été mise en œuvre pour l'évolution de la courbe médiane :

$$E = \alpha E_1(\Gamma_{endo}) + \beta E_2(\Gamma_{epi}) + \eta E_3(\Gamma_{endo}, \Gamma_{epi}), \quad (3.13)$$

où α , β et η sont des paramètres de pondération, $E_1(\Gamma_{endo})$ une énergie région de type Chan et Vese (CV) [16] pour l'endocarde, et $E_2(\Gamma_{epi})$ une énergie frontière de type Gradient Vector Flow (GVF) [89] pour l'épicarde. Comme le contraste de l'épicarde peut être faible en l'absence d'information de gradient, une énergie de rappel élastique $E_3(\Gamma_{endo}, \Gamma_{epi})$ est appliquée entre les contours épicaudique et endocardique, pour prévenir les comportements indésirables et agir comme un terme de mémoire de forme.

Contrainte géométrique de sectorisation

Usuellement, l'uniformité de la position des nœuds de la B-spline pendant l'évolution du contour est assurée par une énergie de reparamétrisation [9], ce qui évite l'apparition de singularités de forme. Pour la segmentation du myocarde, ces singularités peuvent être dues aux piliers dans la cavité par exemple. Compte tenu de la convexité globale attendue pour les parois myocardiques, une contrainte de position angulaire a été préférée : les points nodaux sont contraints à se déplacer le long des limites de la sectorisation cardiaque, telle qu'elle a été définie par l'*American Heart Association* (AHA) [13] (Fig. 3.4) et détaillée dans la section 1.3. Les forces dérivées des termes d'énergie sont projetées sur ces directions.

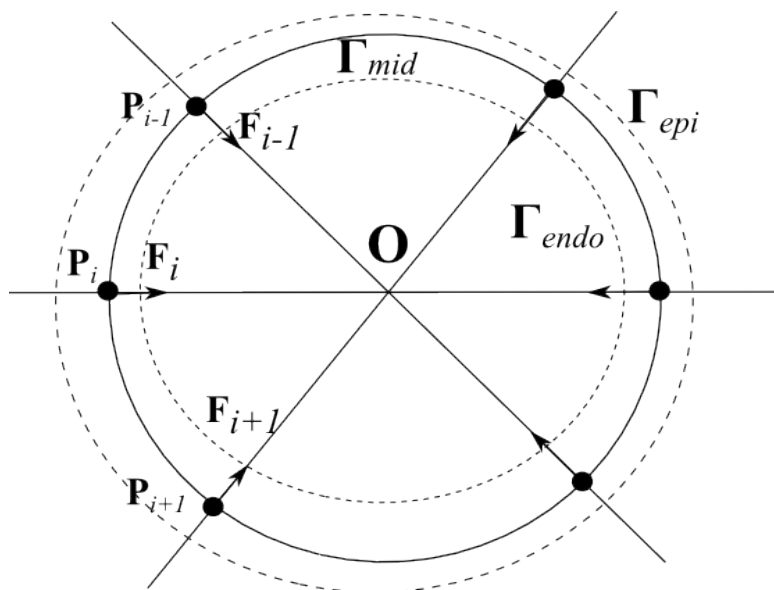


FIGURE 3.4 – Contours endocardique Γ_{endo} et épicaudique Γ_{epi} , issus du modèle *dual B-spline snake*, calculés à partir de la courbe médiane Γ_{mid} . Les forces \mathbf{F}_i dérivent de l'énergie globale E (3.13) et sont projetées sur les limites de la sectorisation AHA.

Dans le paragraphe suivant, nous allons étudier le modèle déformable associé à notre modèle géométrique.

2.2 Modèle déformable associé

Comme décrit dans l'état de l'art, les gradients de forme [23] font mieux converger les contours, du fait de la négativité du gradient, qui assure de trouver un minimum. De plus, ils permettent de formaliser les dérivées des énergies surfaciques de type Chan et Vese comme une intégrale curviligne.

Ainsi pour l'énergie surfacique de Chan et Vese (2.12), correspondant à E_1 de l'équation 3.13, d'après l'équation (2.8), la dérivée de forme s'exprime de la manière suivante :

$$dE(\Gamma, \mathbf{V}) = - \int_{\Gamma} ((I(x) - \mu(\Omega))^2 - (I(x) - \mu(\Omega^c))^2) \mathbf{N}(s) \cdot \mathbf{V}(s) ds. \quad (3.14)$$

Notons que le calcul des moyennes de niveaux de gris dans les régions intérieure et extérieure au contour peut être couteux en temps. Pour gagner en rapidité, nous calculons les moyennes en intégrant les niveaux de gris sur des demi-droites joignant les points du contour $\Gamma_{mid}(s)$ et le centre de la sectorisation.

Dans nos travaux, nous nous intéressons au cas particulier d'une énergie de type GVF géodésique [65], pour l'énergie E_2 , où la quantité φ à intégrer dans l'équation (2.2) s'écrit :

$$\varphi(s) = \mathbf{f}(s) \cdot \mathbf{N}(s), \quad (3.15)$$

où \mathbf{f} est le champ de vecteur du gradient diffusé tel que :

$$\mathbf{f}(s) = (u(s), v(s))^T. \quad (3.16)$$

D'après [23] et l'équation (2.2), la dérivée de forme d'un GVF géodésique s'exprime par :

$$dE(\Gamma, \mathbf{V}) = \int_{\Gamma} \left(\frac{\partial \mathbf{f} \cdot \mathbf{N}(s)}{\partial \mathbf{N}(s)} - \mathbf{f}(s) \cdot \mathbf{N}(s) \kappa(s) \right) \mathbf{N}(s) \cdot \mathbf{V}(s) ds. \quad (3.17)$$

Dans les deux cas, l'évolution de la courbe peut être réalisée par descente de gradient à pas variable :

$$\mathbf{P}_i^{+1} = \mathbf{P}_i - \nu dE(\Gamma, \mathbf{V}) \mathbf{V}(\mathbf{P}_i), \quad (3.18)$$

où le pas optimal ν est solution de : $argmin_{(\nu > 0)} E(\Gamma^{+1}(\nu))$. Dans le paragraphe suivant, nous allons décrire la nature des vitesses \mathbf{V} .

Description des vitesses

Les vitesses sont choisies pour garantir la négativité des gradients de forme. Pour un domaine non optimal, la négativité n'est pas forcément conservée. Pour pallier ce problème, il a été proposé de choisir les vitesses comme une combinaison linéaire de vitesses prédéfinies [23]. Les vitesses prédéfinies doivent préserver la représentation du contour. Un contour de type B-spline doit rester une B-spline lorsque les vitesses

prédéfinies sont appliquées comme déplacement aux nœuds. C'est le cas en prenant comme vitesse la normale pondérée par la fonction de base B-spline centrée au nœud \mathbf{P}_i et "observée" sur le support du nœud \mathbf{P}_i (Fig. 3.5) :

$$\mathbf{V}_i(s) = B_i^i(s)\mathbf{N}(\mathbf{P}_i), s \in \left[-\frac{n}{2}, \frac{n}{2}\right], \quad (3.19)$$

où B_i^i représente la fonction B centrée sur le $i^{\text{ème}}$ nœud \mathbf{P}_i de la B-spline. Plus précisément :

$$\begin{cases} B_i^i(\mathbf{P}_i) & = B(0), \\ B_i^i(\mathbf{P}_{i-1}) = B_i^i(\mathbf{P}_{i+1}) & = B(1), \\ B_i^i(\mathbf{P}_{i-2}) = B_i^i(\mathbf{P}_{i+2}) & = B(2). \end{cases} \quad (3.20)$$

Nous considérons $s \in [-2, 2]$, le paramètre local par rapport au nœud courant :

$$\begin{cases} B(s) = \frac{2}{3} - s^2 + \frac{|s^3|}{2}, & 0 \leq |s| < 1 \\ B(s) = \frac{(2-|s|)^3}{6}, & 1 \leq |s| < 2 \\ B(s) = 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.21)$$

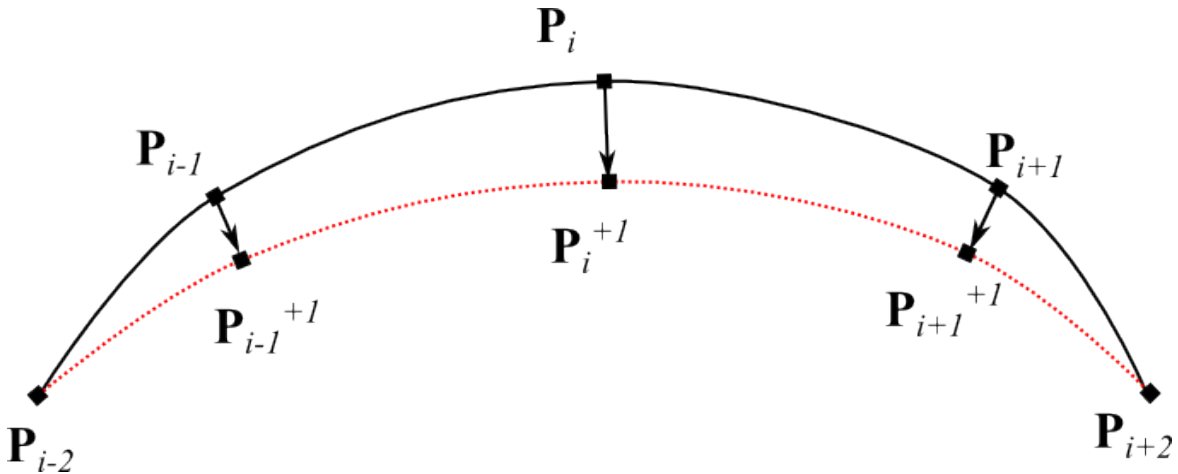


FIGURE 3.5 – Exemple de vitesses prédéfinies au nœud i appliquées en chaque nœud de la B-spline.

Pour spécifier la façon dont le contour doit se déformer, d'autres vitesses, appelées vitesses admissibles, peuvent être utilisées. Elles correspondent à la direction de variation de la courbe lorsque sa paramétrisation varie. Dans notre cas, comme le modèle est paramétré par les nœuds \mathbf{P}_i :

$$\mathbf{V}_i = \frac{\partial \Gamma}{\partial \mathbf{P}_i}. \quad (3.22)$$

Nous détaillons ici la manière de dériver une B-spline en fonction de ses nœuds. La dérivée de la B-spline sur $s \in [u_l, u_{l+1}]$ par rapport au nœud \mathbf{P}_i peut être décomposée de la manière suivante :

$$\frac{\partial \Gamma(s)}{\partial \mathbf{P}_i} = \sum_{k=0}^{m_{\mathbf{P}}-1} \frac{\partial \Gamma(s)}{\partial \mathbf{Q}_k} \frac{\partial \mathbf{Q}_k}{\partial \mathbf{P}_i}, \quad (3.23)$$

avec

$$\frac{\partial \Gamma(s)}{\partial \mathbf{Q}_k} = B_k^n(s) = \frac{s - u_k}{u_{k+n} - u_k} B_k^{n-1}(s) + \frac{u_{k+n+1} - s}{u_{k+n+1} - u_{k+1}} B_{k+1}^n(s) \quad (3.24)$$

et

$$B_k^0(s) = \begin{cases} 1 & \text{si } s \in [u_k, u_{k+1}], \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.25)$$

Pour une B-spline cubique, les points de contrôle et les points nodaux sont reliés par le système linéaire suivant :

$$\begin{pmatrix} \mathbf{Q}_0 \\ \mathbf{Q}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{Q}_{n-1} \end{pmatrix} = \mathbf{M} \begin{pmatrix} \mathbf{P}_0 \\ \mathbf{P}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{P}_{n-1} \end{pmatrix}, \quad (3.26)$$

avec :

$$\mathbf{M} = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 1 & 4 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \ddots & \ddots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \ddots & \ddots & \ddots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 4 & 1 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 & 4 \end{pmatrix}^{-1}. \quad (3.27)$$

Il vient finalement dans le cas cubique :

$$\frac{\partial \Gamma(s)}{\partial \mathbf{P}_i} = \sum_{k=l-1}^{l+2} M_{i,k} B_k^l(s). \quad (3.28)$$

En pratique, pour un nombre de nœuds donné, l'inverse de la matrice \mathbf{M} peut être précalculée.

Énergie hétérogène de couplage

De par les caractéristiques image de l'IRM, le contraste au niveau de l'épicaarde peut être insuffisant pour trouver une information de gradient (Fig 3.6). Le contour Γ_{epi} peut donc présenter un comportement inattendu en cours de convergence. Pour pallier ce problème, une énergie de couplage élastique est utilisée pour générer une force de rappel \mathbf{F}_{rappel} entre les nœuds des deux courbes [4] (Fig. 3.3) :

$$\mathbf{F}_{rappel}(\mathbf{P}_i^{epi}, \mathbf{P}_i^{endo}) = b_i - \sum_{j=1}^{m_{\mathbf{P}}} \frac{b_j}{m_{\mathbf{P}}}, i \in [1, m_{\mathbf{P}}]. \quad (3.29)$$

Comme l'épaisseur exacte du myocarde est inconnue, nous considérons une épaisseur moyenne, c'est-à-dire que l'énergie correspondante E_3 est équivalente à la variance σ_b^2 des valeurs de b :

$$E_3(\mathbf{\Gamma}_{endo}, \mathbf{\Gamma}_{epi}) = \sigma_b = \sum_{i=0}^{m_{\mathbf{P}}-1} (b_i - \bar{b})^2, \quad (3.30)$$

où

$$\bar{b} = \sum_{i=0}^{m_{\mathbf{P}}-1} \frac{b_i}{m_{\mathbf{P}}} \quad (3.31)$$

est la moyenne des demi-épaisseurs.

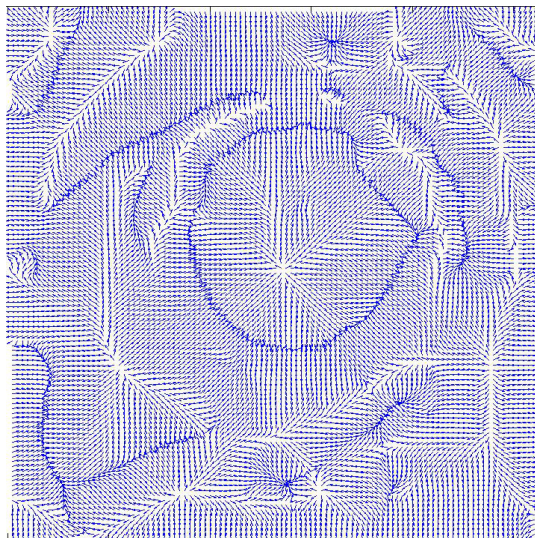


FIGURE 3.6 – Calcul du champ de vecteurs GVF en l’absence de gradient aux frontières de l’épicaarde.

Cependant, le minimum de cette énergie est nul, cela signifie que la position optimale des contours endocardique et épicaarde correspond à la situation où ils se trouvent à égale distance l’un de l’autre. Pour le myocarde, en particulier en présence de pathologie, il est nécessaire de pouvoir autoriser des variations d’épaisseur, ce que permet la tolérance σ_0^2 dans la version modifiée de l’énergie suivante :

$$E_3 = (\sigma_b^2 - \sigma_0^2)^2 = \left[\sum_{i=1}^n (b_i - \bar{b})^2 - \sigma_0^2 \right]^2. \quad (3.32)$$

Plus σ_0 est petite, plus la variance des épaisseurs sera faible. Elle représente la variabilité de l’épaisseur du myocarde.

Nous venons de décrire les énergies auxquelles notre modèle sera soumis. Dans le paragraphe suivant, nous allons détailler leur dérivation pour obtenir les forces applicables.

Minimisation des énergies

Pour pouvoir minimiser les énergies évoquées dans notre modèle, il est nécessaire de les dériver d’une part par rapport aux points nodaux \mathbf{P}_i de la courbe médiane et d’autre part par rapport aux demi-épaisseurs b_i .

Les dérivées des énergies E_1 , E_2 et E_3 par rapport aux \mathbf{P}_i sont données par :

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial E_1}{\partial \mathbf{P}_i} &= \left(\frac{\partial E_1}{\partial \Gamma_{mid}} \right)^T \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= \frac{\partial E_1}{\partial \Gamma_{mid}} \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= \left[\left(\frac{\partial E_1}{\partial \Gamma_{endo}} \right)^T \frac{\partial \Gamma_{endo}}{\partial \Gamma_{mid}} \right] \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= \left[\left(\frac{\partial E_1}{\partial \Gamma_{endo}} \right)^T \left(\mathbf{I}_2 - b \frac{\partial \mathbf{N}_{mid}}{\partial \Gamma_{mid}} \right) \right] \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= \frac{\partial E_1}{\partial \Gamma_{endo}} \cdot \left[\frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} - b \left(\frac{\partial \mathbf{N}_{mid}}{\partial \Gamma_{mid}} \right)^T \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \right] \\
 &\approx - \frac{\partial E_1}{\partial \Gamma_{endo}} \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= -dE_1(\Gamma_{endo}, \mathbf{N}_{mid}) \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i}, \tag{3.33}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial E_2}{\partial \mathbf{P}_i} &= \left(\frac{\partial E_2}{\partial \Gamma_{mid}} \right)^T \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= \frac{\partial E_2}{\partial \Gamma_{mid}} \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= \left[\left(\frac{\partial E_2}{\partial \Gamma_{epi}} \right)^T \frac{\partial \Gamma_{epi}}{\partial \Gamma_{mid}} \right] \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= \left[\left(\frac{\partial E_2}{\partial \Gamma_{epi}} \right)^T \left(\mathbf{I}_2 + b \frac{\partial \mathbf{N}_{mid}}{\partial \Gamma_{mid}} \right) \right] \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= \frac{\partial E_2}{\partial \Gamma_{epi}} \cdot \left[\frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} + b \left(\frac{\partial \mathbf{N}_{mid}}{\partial \Gamma_{mid}} \right)^T \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \right] \\
 &\approx \frac{\partial E_2}{\partial \Gamma_{epi}} \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= dE_2(\Gamma_{epi}, \mathbf{N}_{mid}) \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i}, \tag{3.34}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial E_3}{\partial \mathbf{P}_i} &= \left(\frac{\partial E_3}{\partial \Gamma_{mid}} \right)^T \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= \frac{\partial E_3}{\partial \Gamma_{mid}} \cdot \frac{\partial \Gamma_{mid}}{\partial \mathbf{P}_i} \\
 &= 0. \tag{3.35}
 \end{aligned}$$

Les expressions (3.33) et (3.34) font deux hypothèses : la dérivée de la normale à la courbe Γ_{mid} par rapport à ses points nodaux est négligeable et les dérivées des énergies par rapport à la courbe Γ_{mid} sont les dérivées de forme.

Les dérivées par rapport à b_i , la demi-épaisseur associée au point nodal i , sont données par :

$$\begin{aligned}\frac{\partial E_1}{\partial b_i} &= \left(\frac{\partial E_1}{\partial \mathbf{\Gamma}_{endo}} \right)^T \frac{\partial \mathbf{\Gamma}_{endo}}{\partial b_i} \\ &= -\frac{\partial E_1}{\partial \mathbf{\Gamma}_{endo}} \cdot \mathbf{N}_{mid} \\ &= -dE_1(\mathbf{\Gamma}_{endo}, \mathbf{N}_{mid}),\end{aligned}\tag{3.36}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial E_2}{\partial b_i} &= \left(\frac{\partial E_2}{\partial \mathbf{\Gamma}_{endo}} \right)^T \frac{\partial \mathbf{\Gamma}_{epi}}{\partial b_i} \\ &= \frac{\partial E_2}{\partial \mathbf{\Gamma}_{epi}} \cdot \mathbf{N}_{mid} \\ &= dE_2(\mathbf{\Gamma}_{endo}, \mathbf{N}_{mid}),\end{aligned}\tag{3.37}$$

$$\frac{\partial E_3}{\partial b_i} = b_i - \bar{b}.\tag{3.38}$$

Dans le cas de l'énergie E_3 prenant en compte la tolérance σ_0^2 , la dérivée devient :

$$\frac{\partial E_3}{\partial b_i} = 2(\sigma_b^2 - \sigma_0^2)(b_i - \bar{b}).\tag{3.39}$$

Descente de gradient de l'énergie globale

Notre modèle repose sur l'utilisation des nœuds \mathbf{P}_i de la courbe médiane, par rapport auxquels l'énergie globale du modèle E doit être dérivée. Par exemple, pour le point nodal en $s = s_i$, nous obtenons à partir des équations (3.12) et (3.13) :

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial \mathbf{P}_i} &= \alpha \frac{\partial E_1(\mathbf{\Gamma}_{endo})}{\partial \mathbf{P}_i} \left(1 - b \frac{\partial \mathbf{N}}{\partial \mathbf{P}_i}\right) + \beta \frac{\partial E_2(\mathbf{\Gamma}_{epi})}{\partial \mathbf{P}_i} \left(1 + b \frac{\partial \mathbf{N}}{\partial \mathbf{P}_i}\right), \\ \Leftrightarrow \frac{\partial E}{\partial \mathbf{P}_i} &= \alpha \mathbf{F}_{endo}(s_i) \left(1 - b \frac{\partial \mathbf{N}}{\partial \mathbf{P}_i}\right) + \beta \mathbf{F}_{epi}(s_i) \left(1 + b \frac{\partial \mathbf{N}}{\partial \mathbf{P}_i}\right),\end{aligned}\tag{3.40}$$

où \mathbf{F}_{endo} et \mathbf{F}_{epi} sont les forces dérivées des énergies E_{endo} et E_{epi} respectivement. Maintenant, il s'agit de dériver E par rapport à la demi-épaisseur b_i au point nodal i :

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial b_i} &= \alpha \frac{\partial E_1(\mathbf{\Gamma}_{endo})}{\partial b_i} + \beta \frac{\partial E_2(\mathbf{\Gamma}_{epi})}{\partial b_i} + \eta \frac{\partial E_3(\mathbf{\Gamma}_{endo}, \mathbf{\Gamma}_{epi})}{\partial b_i} \\ \Leftrightarrow \frac{\partial E}{\partial b_i} &= (-\alpha \mathbf{F}_{endo}(s_i) + \beta \mathbf{F}_{epi}(s_i)) \mathbf{N} + \eta \mathbf{F}_{rappel}.\end{aligned}\tag{3.41}$$

Comme nous l'avons vu précédemment, pour assurer un espacement homogène des points nodaux de la courbe médiane $\mathbf{\Gamma}_{mid}$, ils sont soumis à la contrainte angulaire liée à la sectorisation $\mathbf{P}_i(s) = \mathbf{O} + \lambda_i \mathbf{c}_i$, où \mathbf{O} est l'origine et \mathbf{c}_i le vecteur directeur unitaire de la demi-droite de sectorisation. Le degré de liberté le long de la demi-droite est λ_i et la dérivée correspondante est :

$$\frac{\partial E}{\partial \lambda_i} = \frac{\partial E}{\partial \mathbf{P}_i} \frac{\partial \mathbf{P}_i}{\partial \lambda_i} = \frac{\partial E}{\partial \mathbf{P}_i} \mathbf{c}_i, \quad (3.42)$$

ce qui signifie que le vecteur des dérivées par rapport aux coordonnées du point nodal doit être projeté sur \mathbf{c}_i .

Pour minimiser l'énergie globale, nous avons utilisé une descente de gradient à pas variable comme décrit en (3.18). L'algorithme calcule tout d'abord les forces appliquées aux points nodaux de la courbe médiane (3.40), la nouvelle position des points, et les dérivées partielles (3.41) pour la mise à jour de la demi-épaisseur. Les courbes de l'endocarde et de l'épicarde sont mises à jour avec la nouvelle position de la courbe médiane et la nouvelle demi-épaisseur à l'aide de l'équation (3.12). En intégrant les dérivées de forme à notre modèle, l'équation d'évolution de la ligne médiane devient :

$$\mathbf{P}_{mid}^{+1} = \mathbf{P}_{mid} - \nu \frac{\partial E}{\partial \mathbf{P}_i} \mathbf{V}_i, \quad (3.43)$$

et celle de la demi-épaisseur :

$$b^{+1} = b - \nu \frac{\partial E}{\partial b_i}, \quad (3.44)$$

le pas ν étant adapté à chaque itération conformément à (3.18).

Descente de gradient multi-objectif

L'optimisation par descente de gradient multi-objectif (MGDA) a été introduite dans [25]. Elle permet de minimiser les énergies E_1 , E_2 et E_3 simultanément sans introduire de poids arbitraires comme dans le cas d'une fonction objectif unique.

Les variables initiales sont concaténées en un seul vecteur :

$$\mathbf{Y} = (\mathbf{P}_1, b_1, \dots, \mathbf{P}_i, b_i, \dots, \mathbf{P}_{m_P}, b_{m_P})^T. \quad (3.45)$$

Ensuite, considérons les vecteurs de gradient normalisé $\mathbf{u}_i = \nabla E_i(\mathbf{Y}) / \|\nabla E_i(\mathbf{Y})\|$ des énergies E_1 , E_2 et E_3 :

$$\mathbf{u}_1 = \left(\frac{\partial E_1}{\partial \mathbf{P}_1}, \frac{\partial E_1}{\partial b_1}, \dots, \frac{\partial E_1}{\partial \mathbf{P}_i}, \frac{\partial E_1}{\partial b_i}, \dots, \frac{\partial E_1}{\partial \mathbf{P}_{m_P}}, \frac{\partial E_1}{\partial b_{m_P}} \right)^T, \quad (3.46)$$

$$\mathbf{u}_2 = \left(\frac{\partial E_2}{\partial \mathbf{P}_1}, \frac{\partial E_2}{\partial b_1}, \dots, \frac{\partial E_2}{\partial \mathbf{P}_i}, \frac{\partial E_2}{\partial b_i}, \dots, \frac{\partial E_2}{\partial \mathbf{P}_{m_P}}, \frac{\partial E_2}{\partial b_{m_P}} \right)^T, \quad (3.47)$$

$$\mathbf{u}_3 = \left(\frac{\partial E_3}{\partial \mathbf{P}_1}, \frac{\partial E_3}{\partial b_1}, \dots, \frac{\partial E_3}{\partial \mathbf{P}_i}, \frac{\partial E_3}{\partial b_i}, \dots, \frac{\partial E_3}{\partial \mathbf{P}_{m_P}}, \frac{\partial E_3}{\partial b_{m_P}} \right)^T. \quad (3.48)$$

Le but est de trouver le vecteur de norme minimale ω , combinaisons linéaires des \mathbf{u}_i avec des poids α_1 , α_2 et α_3 de somme unitaire. Si la norme est suffisamment petite, l'algorithme stoppe. Dans la pratique, l'identification des α_i peut être réduite à la recherche de deux paramètres c_1 et c_2 dans $[0, 1]$, tels que :

$$\begin{aligned}
 \alpha_1 &= c_1 c_2, \\
 \alpha_2 &= (1 - c_1) c_2, \\
 \alpha_3 &= 1 - c_2, \\
 (c_1, c_2) &= \underset{c_1, c_2}{\operatorname{argmin}} \frac{\omega}{\|\omega\|} = \underset{c_1, c_2}{\operatorname{argmin}} \frac{\alpha_1 \mathbf{u}_1 + \alpha_2 \mathbf{u}_2 + \alpha_3 \mathbf{u}_3}{\|\alpha_1 \mathbf{u}_1 + \alpha_2 \mathbf{u}_2 + \alpha_3 \mathbf{u}_3\|}. \tag{3.49}
 \end{aligned}$$

Nous obtenons ainsi la direction optimale à prendre pour la descente de gradient, il reste à déterminer le pas h comme étant le plus grand nombre réel strictement positif t pour lequel toutes les énergies E_i sont monotones décroissantes en fonction de $\mathbf{Y} - h\omega$ sur l'intervalle $[0, h]$.

Pour les deux premières énergies E_1 et E_2 , nous ne disposons pas d'une forme analytique simple. La recherche des valeurs optimales h_1 et h_2 de t se fera donc sous forme naïve en échantillonnant des valeurs régulièrement espacées et en testant les valeurs des énergies jusqu'à ce qu'elles remontent. En revanche, pour E_3 avec la tolérance σ_0^2 , la valeur optimale peut être calculée explicitement. En effet, la fonction d'énergie E_3 est une fonction bicarrée, nous pouvons donc calculer ses racines. Une fois développée, l'expression (3.32) peut être réécrite sous la forme :

$$E_3 = [\sigma_\omega^2 t^2 - 2\sigma_{\mathbf{Y}\omega} t + (\sigma_{\mathbf{Y}}^2 - \sigma_0^2)]^2, \tag{3.50}$$

où σ_ω^2 et $\sigma_{\mathbf{Y}}^2$ sont les variances respectives de ω et \mathbf{Y} et $\sigma_{\mathbf{Y}\omega}$ est l'intercorrélacion entre ω et \mathbf{Y} . Soit Δ' le discriminant réduit :

$$\Delta' = \sigma_{\mathbf{Y}\omega}^2 - \sigma_\omega^2 (\sigma_{\mathbf{Y}}^2 - \sigma_0^2), \tag{3.51}$$

les deux solutions de l'équation (3.50) sont données par :

$$h_{31} = \frac{\sigma_{\mathbf{Y}\omega} - \sqrt{\Delta'}}{\sigma_{\mathbf{Y}}^2} \text{ et } h_{32} = \frac{\sigma_{\mathbf{Y}\omega} + \sqrt{\Delta'}}{\sigma_{\mathbf{Y}}^2}. \tag{3.52}$$

Le but de l'algorithme 1 est de trouver h_3 , le premier minimum local de la partie monotone positive de l'énergie E_3 .

Algorithm 1 Recherche de h_3 le premier minimum local de la partie monotone positive de l'énergie E_3 .

```

if  $h_{31} < 0$  then
  if  $h_{31} + h_{32} < 0$  then
     $h_3 = h_{32}$ 
  else
     $h_3 = 0$ 
  else
     $h_3 = h_{31}$ 
  end if
end if

```

Le pas h optimal est le minimum des valeurs h_1 , h_2 et h_3 trouvées pour les trois énergies. La mise à jour des paramètres du modèle dual se fait alors comme suit :

$$\mathbf{Y}^{+1} = \mathbf{Y} - h\omega. \tag{3.53}$$

2.3 Prétraitement des images avant le calcul des énergies

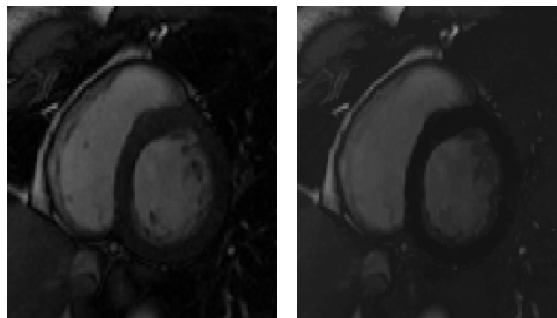
Rehaussement du myocarde dans les images IRM

Pour la recherche de l'endocarde, le terme de Chan et Vese nécessite une région homogène. Pour améliorer l'homogénéité du myocarde et de la cavité, nous avons utilisé une nouvelle transformée en distance, applicable en niveaux de gris. Le formalisme repose sur le calcul de chemin et permet d'améliorer le contraste et l'homogénéité du myocarde (Fig. 3.7), appelée la distance de barrière minimale (*Minimum Barrier Distance*) :

Pour un chemin $\pi: [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$, la barrière le long de π est $\tau_A(\pi) = \max_t f_A(\pi(t)) - \min_t f_A(\pi(t))$, *i.e.* la différence entre la valeur maximale et la valeur minimale le long du chemin. La distance de barrière minimale entre deux points p et q est définie par :

$$\rho_A(p, q) = \inf_{\pi \in \Pi_{p,q}} \tau_A(\pi). \quad (3.54)$$

Intuitivement, $\rho_A(p, q)$ est donné par le chemin entre p et q avec la barrière minimale (*cf.* [41, 80] pour une description plus détaillée de l'algorithme). Dans notre cas, nous utilisons un algorithme de propagation de front d'onde [41] pour calculer la distance de barrière minimale. Les points de Γ_{epi} et Γ_{endo} servent de germes pour l'initialisation à l'algorithme.

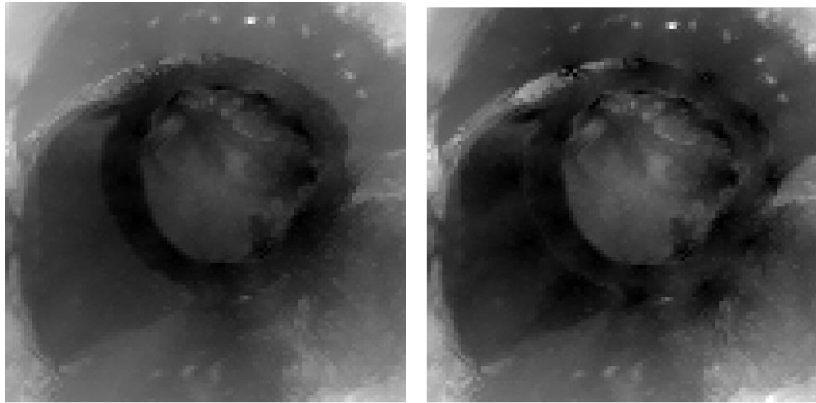


(a) Image avant rehaussement (b) Image après rehaussement

FIGURE 3.7 – Influence de la distance de barrière minimale.

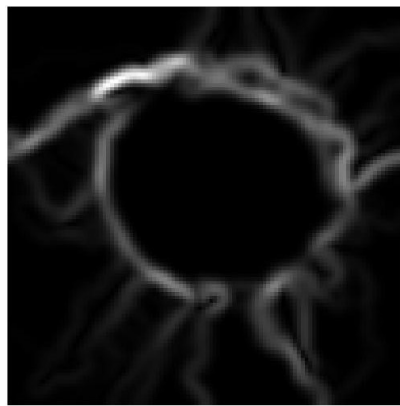
Comme nous l'avons expliqué précédemment, pour la recherche de l'épicarde, nous avons utilisé une énergie de type frontière, le GVF, qui nécessite une information de gradient. Or le contraste entre le myocarde et les organes entourant le cœur (Fig.2.1) peut être insuffisant. Pour pallier cette problématique, nous effectuons un second rehaussement du myocarde, différent de celui décrit ci-dessus, qui consiste à calculer deux transformées en distance géodésique. L'une représente la distance du myocarde par rapport au fond, la seconde la distance du fond par rapport au myocarde, et la différence des deux est finalement calculée. L'image ainsi obtenue sert d'entrée à l'algorithme du GVF (Fig. 3.8).

Ce travail est issu d'une collaboration [BVSTS13] avec Robin Strand du *Center for Image Analysis* de l'Université d'Uppsala en Suède.

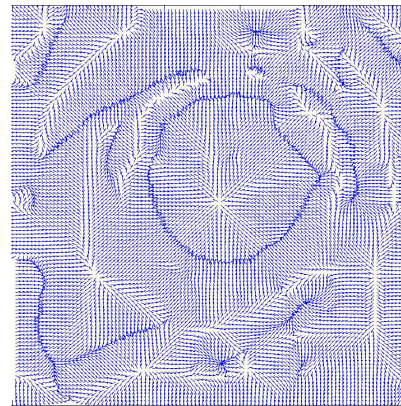


(a) Carte des distances du myo-
carde par rapport au fond

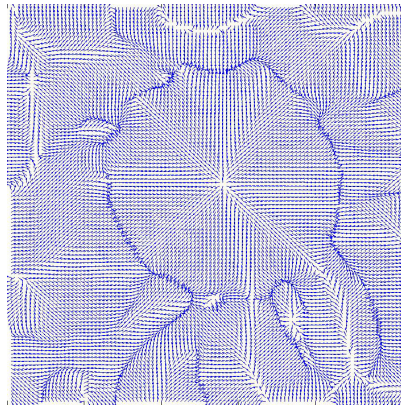
(b) Carte des distances du fond par
rapport au myocarde



(c) Image de gradient après rehaus-
sement



(d) GVF avant réhaussement par
les cartes de distance géodésique



(e) GVF après réhaussement par les
cartes de distance géodésique

FIGURE 3.8 – Influence des transformées en distance géodésique sur le GVF.

3 Le *dual B-spline snake* tensoriel

3.1 En 2D+t

Dans cette section il s'agit de généraliser le modèle 2D décrit ci-dessus pour la segmentation d'une image à partir de la solution trouvée à l'image précédente. Nous souhaitons à présent segmenter simultanément toutes les images de la séquence temporelle en ajoutant une dimension temporelle au modèle. Les images cardiaques dynamiques acquises sur un cycle cardiaque sont considérées comme étant un volume de données $I(x, y, z)$. Le myocarde est délimité par deux contours en mouvement correspondant à des surfaces spatio-temporelles $\Gamma_{endo}(s, t)$ pour l'endocarde, $\Gamma_{epi}(s, t)$ pour l'épicarde, paramétrées par s dans le plan de l'image et par t en temps. Elles peuvent être exprimées de la manière suivante :

$$\begin{aligned}\Gamma_i(s, t) &= (x(s, t) \quad y(s, t) \quad z(s, t))^T \\ &= \sum_{k=i-1}^{i+2} \mathbf{Q}_k(t) B_k^i(s) \\ &= \frac{1}{N} \sum_{k=i-1}^{i+2} \sum_{l=0}^{N-1} \mathbf{q}_{kl} B_k^i(s) \omega_l(t),\end{aligned}\tag{3.55}$$

dans l'espace du produit tensoriel $\mathbb{S}_s \otimes \mathbb{S}_t$.

$\mathbb{S}_s = Vect \{B_0^i, \dots, B_{M-1}^i\}$ est un sous-espace généré par les M fonctions de base des B-splines $B_k^i(s) = B(s - (k - i))$, où B est la spline cubique d'Irwin-Hall et s le paramètre local normalisé dans $[0, 1]$ entre deux nœuds consécutifs i et $i + 1$.

$\mathbb{S}_t = Vect \{\omega_0, \dots, \omega_{N-1}\}$ est le sous-espace engendré par les N fonctions de base discrètes inverses de Fourier $\omega_j = e^{\frac{2\pi ijk}{N}}$.

\mathbf{q}_{kl} est le $l^{\text{ième}}$ coefficient de Fourier résultant de la décomposition temporelle du $k^{\text{ième}}$ point de contrôle $\mathbf{Q}_k(t)$. Le choix des fonctions de base de Fourier en temporel est motivé par le fait que la contraction cardiaque est périodique et que, sur la période cardiaque considérée, elle est cyclique.

Les deux surfaces $\Gamma_{endo}(s, t)$ et $\Gamma_{epi}(s, t)$ sont couplées à partir d'une surface médiane $\Gamma_{mid}(s, t)$ et d'une demi-épaisseur $b(s, t)$ comme en 2D :

$$\begin{cases} \Gamma_{endo}(s, t) &= \Gamma_{mid}(s, t) + b(s, t)\mathbf{n}(s, t), \\ \Gamma_{epi}(s, t) &= \Gamma_{mid}(s, t) - b(s, t)\mathbf{n}(s, t), \end{cases}\tag{3.56}$$

où $\mathbf{n}(s, t)$ est la normale unitaire de Γ_{mid} aux paramètres (s, t) .

Pour calculer les gradients de forme dans les formalismes de Chan et Vese (2.12) et du GVF (3.15), les normales \mathbf{n} et leurs gradients spatio-temporels $\nabla \mathbf{n}$ sont requis, tout comme la courbure κ . Les normales sont le résultat du produit vectoriel entre

les dérivées en s et t :

$$\begin{aligned} \mathbf{n}(s, t) &= \frac{\mathbf{N}(s, t)}{\|\mathbf{N}(s, t)\|} \\ &= \left(\frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial s} \times \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial t} \right) / \left\| \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial s} \times \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial t} \right\|. \end{aligned} \quad (3.57)$$

Soit par exemple la dérivée en x , la même démarche pouvant être appliquée en y :

$$\frac{\partial \mathbf{n}(s, t)}{\partial x} = \frac{\partial \mathbf{n}(s, t)}{\partial s} / \frac{\partial x(s, t)}{\partial s} + \frac{\partial \mathbf{n}(s, t)}{\partial t} / \frac{\partial x(s, t)}{\partial t},$$

avec

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{n}(s, t)}{\partial s} &= \frac{1}{\|\mathbf{N}(s, t)\|} \frac{\partial \mathbf{N}(s, t)}{\partial s} - \frac{\mathbf{N}(s, t)}{\|\mathbf{N}(s, t)\|^3} \left(\mathbf{N}(s, t) \cdot \frac{\partial \mathbf{N}(s, t)}{\partial s} \right), \\ \frac{\partial \mathbf{n}(s, t)}{\partial t} &= \frac{1}{\|\mathbf{N}(s, t)\|} \frac{\partial \mathbf{N}(s, t)}{\partial t} - \frac{\mathbf{N}(s, t)}{\|\mathbf{N}(s, t)\|^3} \left(\mathbf{N}(s, t) \cdot \frac{\partial \mathbf{N}(s, t)}{\partial t} \right), \end{aligned} \quad (3.58)$$

et

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{N}(s, t)}{\partial s} &= \frac{\partial^2 \Gamma_i(s, t)}{\partial s^2} \times \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial t}, \\ \frac{\partial \mathbf{N}(s, t)}{\partial t} &= \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial s} \times \frac{\partial^2 \Gamma_i(s, t)}{\partial t^2}. \end{aligned} \quad (3.59)$$

La dérivée en s de la surface est obtenue à partir de la forme polynomiale des B-splines (3.2) :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial s} &= \sum_{k=i-1}^{i+2} \mathbf{Q}_k(t) \frac{\partial B_k^i(s)}{\partial s} \\ \Leftrightarrow \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial s} &= \frac{1}{2} (-\mathbf{Q}_{i-1} + 3\mathbf{Q}_i - 3\mathbf{Q}_{i+1} + \mathbf{Q}_{i+2}) s^2 + (\mathbf{Q}_{i-1} - 2\mathbf{Q}_i + \mathbf{Q}_{i+1}) s \\ &\quad + \frac{1}{2} (-\mathbf{Q}_{i-1} + \mathbf{Q}_{i+1}), \end{aligned} \quad (3.60)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \Gamma_i(s, t)}{\partial s^2} &= \sum_{k=i-1}^{i+2} \mathbf{Q}_{ik}(t) \frac{\partial^2 B_k^i(s)}{\partial s^2} \\ \Leftrightarrow \frac{\partial^2 \Gamma_i(s, t)}{\partial s^2} &= (-\mathbf{Q}_{i-1} + 3\mathbf{Q}_i - 3\mathbf{Q}_{i+1} + \mathbf{Q}_{i+2}) s + (\mathbf{Q}_{i-1} - 2\mathbf{Q}_i + \mathbf{Q}_{i+1}). \end{aligned} \quad (3.61)$$

Pour le calcul de la dérivée de la surface par rapport à t , nous dérivons l'équation (3.55) pour obtenir la B-spline décrite par la dérivée temporelle des points de contrôle :

$$\frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial t} = \sum_{k=i-1}^{i+2} \frac{\partial \mathbf{Q}_k(t)}{\partial t} B_k^i(s), \quad (3.62)$$

$$\frac{\partial^2 \Gamma_i(s, t)}{\partial t^2} = \sum_{k=i-1}^{i+2} \frac{\partial^2 \mathbf{Q}_k(t)}{\partial t^2} B_k^i(s). \quad (3.63)$$

Les $\partial \mathbf{Q}_k(t)/\partial t$ sont calculées grâce aux propriétés de la transformée de Fourier vis à vis de la dérivation : les \mathbf{q}_{kl} sont multipliés par $2\pi il/N$ et sont transformés pour revenir dans le domaine temporel. Pour obtenir la dérivée seconde par rapport à t , ce processus de filtrage fréquentiel est appliqué une fois de plus.

Expression des gradients de forme en 2D+t

La représentation tensorielle permet d'étendre simplement les gradients de forme du 2D au 2D+t. Il suffit de les réécrire selon la forme suivante en ajoutant la dimension temporelle par une intégrale entre 0 et T :

$$dE(\mathbf{\Gamma}, \mathbf{V}) = \int_0^L \int_0^T \Psi(\mathbf{\Gamma}(s, t)) \mathbf{n}(s, t) \cdot \mathbf{V}(s, t) ds dt. \quad (3.64)$$

Dans le cas de l'énergie E_1 , une énergie de type Chan et Vese :

$$\Psi(\mathbf{\Gamma}(s, t)) = \int_0^T \int_{\Omega_t} (I(s, t) - \mu(\Omega))^2 ds dt - \int_0^T \int_{\Omega_t^c} (I(s, t) - \mu(\Omega^c))^2 ds dt, \quad (3.65)$$

où $\mu(\Omega)$ et $\mu(\Omega^c)$ sont les moyennes volumiques sur toutes les images de la séquence.

L'intégrale spatio-temporelle peut être approchée en temporel en considérant la somme sur les domaines Ω_t délimités par les contours $\mathbf{\Gamma}_t(s)$ sur les m_t images de la séquence temporelle, pondérée par le pas temporel Δt :

$$\Psi(\mathbf{\Gamma}(s, t)) \approx \Delta t \sum_{t=1}^{m_t} \left[\int_{\Omega_t} (I(s, t) - \mu(\Omega))^2 ds dt + \int_{\Omega_t^c} (I(s, t) - \mu(\Omega^c))^2 ds dt \right]. \quad (3.66)$$

Enfin, il reste à exprimer la dérivée de forme avec un terme de Chan et Vese en 2D+t :

$$dE(\mathbf{\Gamma}, \mathbf{V}) = - \int_0^T \int_{\mathbf{\Gamma}} [(I(s, t) - \mu(\Omega))^2 - (I(s, t) - \mu(\Omega^c))^2] \mathbf{V}(s, t) \cdot \mathbf{N}(s, t) ds dt,$$

$$dE(\mathbf{\Gamma}, \mathbf{V}) \approx - \Delta t \sum_{t=1}^{m_t} \left[\int_{\mathbf{\Gamma}_t} [(I(s, t) - \mu(\Omega))^2 - (I(s, t) - \mu(\Omega^c))^2] \mathbf{V}(s, t) \cdot \mathbf{N}(s, t) ds dt \right]. \quad (3.67)$$

En suivant le même principe, l'expression en spatio-temporel de la dérivée de forme d'une énergie curviligne devient :

$$dE(\mathbf{\Gamma}, \mathbf{V}) = \int_0^T \int_{\mathbf{\Gamma}_t} \left(\frac{\partial \phi(s, t)}{\partial \mathbf{N}} - \phi(s, t) \kappa(s, t) \right) \mathbf{V}(s, t) \cdot \mathbf{N}(s, t) ds dt,$$

$$dE(\mathbf{\Gamma}, \mathbf{V}) \approx \Delta t \sum_{t=1}^{m_t} \left[\int_{\mathbf{\Gamma}_t} \left(\frac{\partial \phi(s, t)}{\partial \mathbf{N}} - \phi(s, t) \kappa(s, t) \right) \mathbf{V}(s, t) \cdot \mathbf{N}(s, t) ds dt \right]. \quad (3.68)$$

Dans la suite, pour plus de lisibilité, nous utilisons la notation suivante :

$$\Phi(s, t) = \frac{\partial \phi(s, t)}{\partial \mathbf{N}} - \phi(s, t) \kappa(s, t). \quad (3.69)$$

Dans le cas de l'énergie E_2 , une énergie de type GVF :

$$\begin{aligned} \Phi(s, t) &= -\frac{\partial \mathbf{f} \cdot \mathbf{n}(s, t)}{\partial \mathbf{n}} - \kappa(s, t) |\mathbf{f} \cdot \mathbf{n}(s, t)| \\ &= -(\nabla \mathbf{f}(s, t) \mathbf{n}(s, t)) \cdot \mathbf{n}(s, t) - (\nabla \mathbf{n}(s, t) \mathbf{n}(s, t)) \cdot \mathbf{f}(s, t) - \kappa(s, t) |\mathbf{f} \cdot \mathbf{n}(s, t)|, \end{aligned} \quad (3.70)$$

où \mathbf{f} est le champ de vecteurs diffusé à partir du gradient spatio-temporel de la séquence d'images et κ est la courbure à la surface.

κ est la moyenne des deux courbures principales κ_1 and κ_2 dont l'expression est donnée dans [10] :

$$h = \frac{(\kappa_1 + \kappa_2)}{2} = \frac{En + Gl - 2Fm}{2(EF - F^2)}, \quad (3.71)$$

où E , F , G et l , m , n sont définis par :

$$\begin{aligned} E &= \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial s} \cdot \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial s}, F = \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial s} \cdot \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial t}, G = \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial t} \cdot \frac{\partial \Gamma_i(s, t)}{\partial t}, \\ l &= \frac{\partial^2 \Gamma_i(s, t)}{\partial s^2} \cdot \mathbf{n}(s, t), m = \frac{\partial^2 \Gamma_i(s, t)}{\partial s \partial t} \cdot \mathbf{n}(s, t), n = \frac{\partial^2 \Gamma_i(s, t)}{\partial t^2} \cdot \mathbf{n}(s, t). \end{aligned} \quad (3.72)$$

La régularisation temporelle de la surface est obtenue simplement en pondérant les coefficients de Fourier \mathbf{q}_{kl} par une fenêtre de Butterworth H_l avec une fréquence de coupure f_c et d'ordre n :

$$H_l = \frac{1}{1 + (\sqrt{2} - 1)(l/2Nf_0)^{2n}}. \quad (3.73)$$

Minimisation des énergies

En 2D+t, nous considérons les mêmes énergies qu'en 2D : une énergie de type Chan et Vese E_1 pour l'endocarde et une énergie de type GVF E_2 pour l'épicarde. E_3 est à nouveau une énergie de type élastique correspondant à une variance de demi-épaisseur, mais plutôt que de minimiser la variance sur tout le volume constitué par les images de la séquence, les variances sont prises en compte dans chaque coupe pour régulariser la forme du myocarde. Une approche globale aurait pour conséquence de régulariser les variations temporelles de demi-épaisseur et donc de lisser les déplacements des parois myocardiques.

Pour pouvoir minimiser les énergies évoquées dans notre modèle, il est nécessaire de les dériver d'une part par rapport aux points nodaux $\mathbf{P}_{mid_{ij}}$ de la surface médiane Γ_{mid} et d'autre part par rapport aux demi-épaisseurs b_{ij} .

Les dérivées des énergies E_1 et E_2 par rapport aux $\mathbf{P}_{mid_{ij}}$ sont similaires à celles données en 2D dans le paragraphe 2.2, en prenant en compte la coordonnée temporelle t . Nous détaillons seulement la dérivée de E_3 par rapport aux b_{ij} , la demi-épaisseur associée au point nodal i à l'instant j :

$$\frac{\partial E_3}{\partial b_{ij}} = b_{ij} - \bar{b}_j. \quad (3.74)$$

où \bar{b}_j est la moyenne des demi-épaisseurs dans la coupe à l'instant j .

Résolution par descente de gradient

Comme en 2D, nous proposons une résolution pas descente de gradient classique pour minimiser l'énergie E (3.13). En dérivant l'équation (3.13), nous obtenons :

$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{P}_{mid_{ij}}} = \alpha \left(\mathbf{I}_3 - b \frac{\partial \mathbf{n}^T}{\partial \mathbf{P}_{mid_{ij}}} \right) \cdot \frac{\partial E_1(\mathbf{\Gamma}_{endo})}{\mathbf{P}_{endo_{ij}}} + \beta \left(\mathbf{I}_3 + b \frac{\partial \mathbf{n}^T}{\partial \mathbf{P}_{mid_{ij}}} \right) \cdot \frac{\partial E_2(\mathbf{\Gamma}_{epi})}{\partial \mathbf{P}_{epi_{ij}}}, \quad (3.75)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_{ij}} = \left(\alpha \frac{\partial E_1(\mathbf{\Gamma}_{endo})}{\partial \mathbf{P}_{endo_{ij}}} - \beta \frac{\partial E_2(\mathbf{\Gamma}_{epi})}{\partial \mathbf{P}_{epi_{ij}}} \right) \cdot \mathbf{n} + \gamma \frac{\partial E_3(\mathbf{\Gamma}_{endo}, \mathbf{\Gamma}_{epi})}{\partial b_{ij}}, \quad (3.76)$$

où les dérivées de E_1 et E_2 sont égales à leur dérivée de forme (3.67) et (3.68). La mise à jour des $\mathbf{P}_{mid_{ij}}$ et des b_{ij} est similaire au cas 2D :

$$\mathbf{P}_{mid_{ij}}^{+1} = \mathbf{P}_{mid_{ij}} - \nu \frac{\partial E}{\partial \mathbf{P}_{mid_{ij}}} \mathbf{V}_{ij}, \quad (3.77)$$

et celle de la demi-épaisseur :

$$b_{ij}^{+1} = b_{ij} - \nu \frac{\partial E}{\partial b_{ij}}, \quad (3.78)$$

où ν est le pas de descente adaptatif optimisé comme pour (3.18).

Algorithme

Pour une séquence temporelle d'images donnée :

1. Initialisation de $\mathbf{\Gamma}_{mid}$ et des demi-épaisseurs b_{ij} sur les images en télédiastole et en télésystole
2. Interpolation des contours $\mathbf{\Gamma}_{mid}$ et des demi-épaisseur b entre les deux coupes, ce processus permet de limiter le nombre d'initialisation utilisateur
3. Initialisation de $\mathbf{\Gamma}_{endo}$ et de $\mathbf{\Gamma}_{epi}$ d'après l'équation (3.56)
4. Calcul des gradients de forme d'après les équations (3.67) et (3.68) [23]. D'après la paramétrisation (3.56), les contours se déplacent le long de la normale qui possède une coordonnée non nulle en z en cours de convergence. Pour intégrer le niveau de gris dans les coupes, il faut interpoler la surface au niveau des images. On procède en deux étapes : pour chaque nœud, on recherche tout d'abord le temps t pour lequel on obtient la coordonnée z de la coupe, puis on calcule les coordonnées x et y à ce temps.
5. Mise à jour des $\mathbf{P}_{mid_{ij}}$ d'après l'équation (3.77)
6. Calcul de la dérivée de l'énergie E par rapport aux b_{ij} d'après l'équation (3.76)
7. Mise à jour des b_{ij} d'après (3.78)
8. Interpolation des $\mathbf{P}_{mid_{ij}}$ pour revenir à la coordonnée z de la coupe
9. Mise à jour des surfaces $\mathbf{\Gamma}_{endo}$ et $\mathbf{\Gamma}_{epi}$ d'après les équations (3.56)
10. Itération des étapes 4 à 10, jusqu'à convergence des surfaces
11. Interpolation des surfaces $\mathbf{\Gamma}_{endo}$ et $\mathbf{\Gamma}_{epi}$ pour revenir à la coupe de la séquence et obtenir les surfaces finales

3.2 En 3D

Dans cette section il s'agit de généraliser le modèle 2D décrit ci-dessus pour la segmentation 3D du myocarde.

Modèle géométrique 3D

Dans le cas 2D+t, nous utilisons une représentation cartésienne des surfaces. Dans le cas 3D, nous utilisons une représentation paramétrique appelée "balle de fusil tronquée".

Cette représentation repose sur un système de coordonnées cylindriques des coupes basales aux coupes médianes et sur un système de coordonnées sphériques pour les coupes apicales (Fig. 3.9). Les nœuds sont contraints à se déplacer le long des demi-droites définies aux sommets de la sectorisation. Il suffit par conséquent de connaître la distance à l'axe du cylindre ou au centre de la sphère pour connaître complètement leur position. La sectorisation elle-même est définie de façon conventionnelle : la partie cylindrique correspond aux deux tiers de la hauteur du grand axe entre la base et l'apex (un tiers pour les secteurs basaux et un tiers pour les secteurs médians) et la partie sphérique à un tiers.

La fonction de deux variables suivante permet de représenter le rayon de la surface sur les deux domaines :

$$r_{ij}(u, v) = \sum_{k=i-1}^{i+2} \sum_{l=j-1}^{j+2} r_{kl} B_k^i(u) B_l^j(v), \quad (3.79)$$

où u et v sont les paramètres locaux des B-splines normalisés dans $[0, 1]$ sur le carreau délimité par les nœuds d'indices (i, j) , $(i + 1, j)$, $(i, j + 1)$ et $(i + 1, j + 1)$.

Dans le cas cylindrique, on a :

$$\begin{cases} u \equiv \theta, u \in [0, 2\pi], \\ v \equiv z, v \in [0, 0.5], \end{cases} \quad (3.80)$$

et dans le cas sphérique :

$$\begin{cases} u \equiv \theta, u \in [0, 2\pi], \\ v \equiv \sigma, v \in [0.5, 1]. \end{cases} \quad (3.81)$$

Le paramètre v est normalisé arbitrairement avec une plage globale de 0.5 affectée chaque forme.

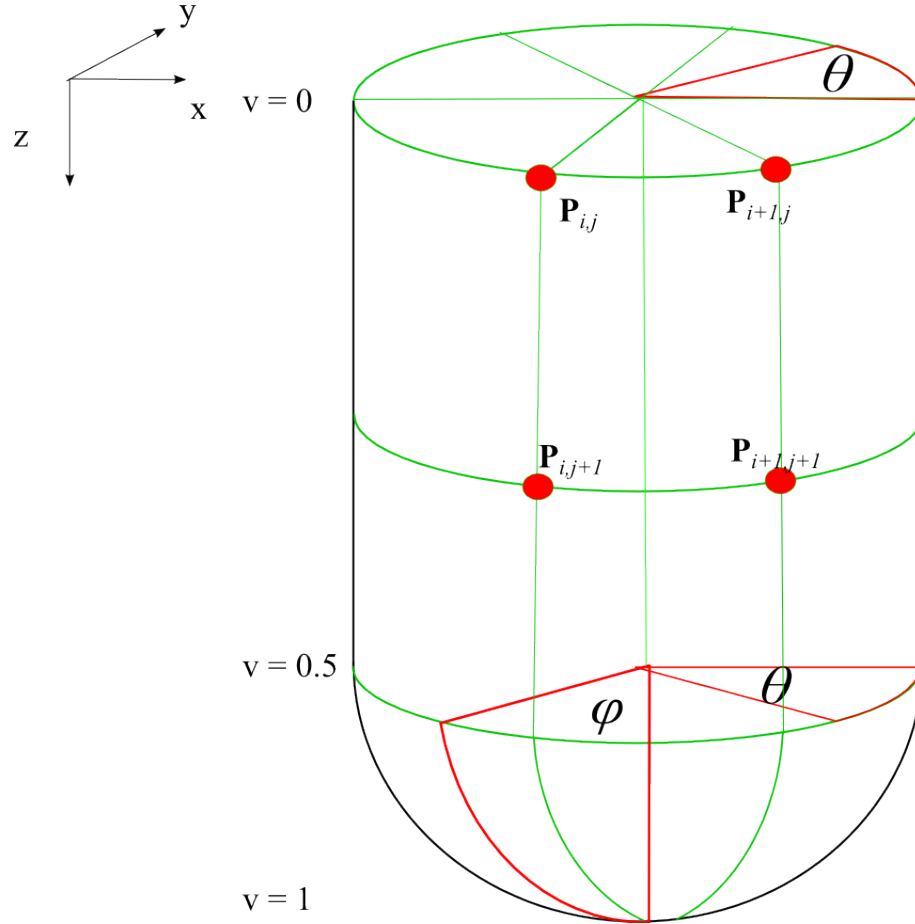


FIGURE 3.9 – Représentation en balle de fusil tronquée, systèmes de coordonnées associés et limites de la sectorisation AHA où se déplacent les noeuds de la surface.

Pour passer de la représentation paramétrique à la représentation cartésienne, on a les transformations classiques suivantes. Dans le cas cylindrique :

$$\begin{cases} x = r(u, v)\cos(u), \\ y = r(u, v)\sin(u), \\ z = v. \end{cases} \quad (3.82)$$

Dans le cas sphérique :

$$\begin{cases} x = r(u, v)\cos(v)\cos(u), \\ y = r(u, v)\cos(v)\sin(u), \\ z = r(u, v)\sin(v). \end{cases} \quad (3.83)$$

Comme détaillé dans la section 2. Il est nécessaire de pouvoir passer rapidement des points nodaux aux points de contrôle. Les deux surfaces cylindrique et sphérique ont comme coordonnée commune la coordonnée v comprise dans $[0, 1]$. Les B-splines fonctions de v sont ouvertes, ce qui fait que le filtrage proposé par Unser et Brigger [9] ne peut fonctionner. Il faut donc utiliser la relation matricielle (3.26) entre les points de contrôle et les points nodaux.

Continuité et dérivabilité entre les surfaces cylindrique et sphérique

La jonction entre surfaces exprimées comme produit tensoriel de B-splines a été étudiée par plusieurs auteurs dont [97]. La continuité est simple à assurer : elle suppose simplement que les deux surfaces partagent les mêmes points de contrôle à leur jonction. La dérivabilité en revanche est plus complexe. Une notion de continuité G^1 a été définie. Elle spécifie qu'en chaque paramètre u de la courbe B-spline commune, la tangente en u et les tangentes des courbes en v de part et d'autre sont coplanaires. Nous avons pris une condition moins contraignante qui est appelée G^1 colinéaire et qui consiste à imposer la même direction de tangence en v à la limite entre les deux surfaces, indépendamment de la tangente en u .

On dit qu'une courbe B-spline $\Gamma(s)$ est vissée aux extrémités (ou *clamped*) si elle est de degré k et si les nœuds extrêmes s_0 et s_m sont de multiplicité k . Si les premier et dernier nœuds du vecteur nodal sont de multiplicité k , alors la courbe B-spline passe les points de contrôle extrêmes.

De plus, une courbe B-spline de degré k vissée aux extrémités est tangente à son polygone de contrôle aux extrémités. Ainsi, $\Gamma(t_0) = \mathbf{P}_0$ et $\Gamma(t_m) = \mathbf{P}_{m-k-1}$ et si $\mathbf{P}_1 \neq \mathbf{P}_0$ (resp. $\mathbf{P}_{m-k-2} \neq \mathbf{P}_{m-k-1}$), alors la courbe est tangente en \mathbf{P}_0 au segment $\mathbf{P}_0\mathbf{P}_1$ (resp. $\mathbf{P}_{m-k-2}\mathbf{P}_{m-k-1}$).

Pour construire les B-splines ouvertes du modèle, nous considérons deux B-splines indépendantes. D'abord, on construit la 1^{re} B-spline dont les nœuds extrêmes sont des points de contrôle du cylindre. Le 1^{er} point \mathbf{Q}_0 correspond à un point de contrôle situé sur la base du cylindre ($v = 0$) et le 2^{me} à un point \mathbf{Q}_p situé à la jonction entre le cylindre et la sphère ($v = 0.5$). La propriété des *clamped B-splines* permet d'imposer une tangente horizontale au début de la B-spline. On construit la 2^{me} B-spline en choisissant comme points extrémités un point \mathbf{Q}_p situé à la jonction entre la sphère et le cylindre ($v = 0.5$) et un autre point \mathbf{Q}_k se trouvant à la base de la sphère ($v = 1$). La propriété des *clamped B-splines* permet de dire que le dernier nœud de la B-spline 1 et le 1^{er} nœud de la B-spline 2 sont confondus, puisque grâce à la multiplicité du point de contrôle on sait que la courbe passe par ce même point \mathbf{Q}_p .

Il faut maintenant s'assurer que les tangentes en ce point sont égales. Or, la propriété des *clamped B-splines* assure que la B-spline 1 est tangente en \mathbf{Q}_p au segment $\mathbf{Q}_{p-1}\mathbf{Q}_p$ et que la spline 2 est tangente en \mathbf{Q}_p au segment $\mathbf{Q}_p\mathbf{Q}_{p+1}$. Or, grâce à la multiplicité du point \mathbf{Q}_p on peut en déduire que les tangentes sont égales. Ainsi, à la fois la continuité et la dérivabilité de la jonction entre le cylindre et la sphère sont vérifiées.

Discussion

Ce passage en 3D est préliminaire et présente une preuve de concept (Fig. 3.10). Nous avons utilisé des images de TEMP, puisque contrairement aux images IRM, les images de cette modalité sont 3D et isotropes. Il n'est pas nécessaire d'interpoler ou de regrouper les coupes comme en IRM. Du fait des caractéristiques de l'image, avec une absence de contraste bien marqué et une homogénéité à l'extérieur de l'épicarde comme à l'intérieur de l'endocarde, nous avons utilisé une énergie de Chan et Vese pour les deux parois, contrairement au cas de l'IRM. Nous avons pu mettre en avant

que le modèle peut s'adapter à d'autre modalité que l'IRM et utiliser des énergies différentes. Ce résultat préliminaire montre la faisabilité d'utiliser deux énergies de Chan et Vese pour segmenter les images de TEMP cardiaque.

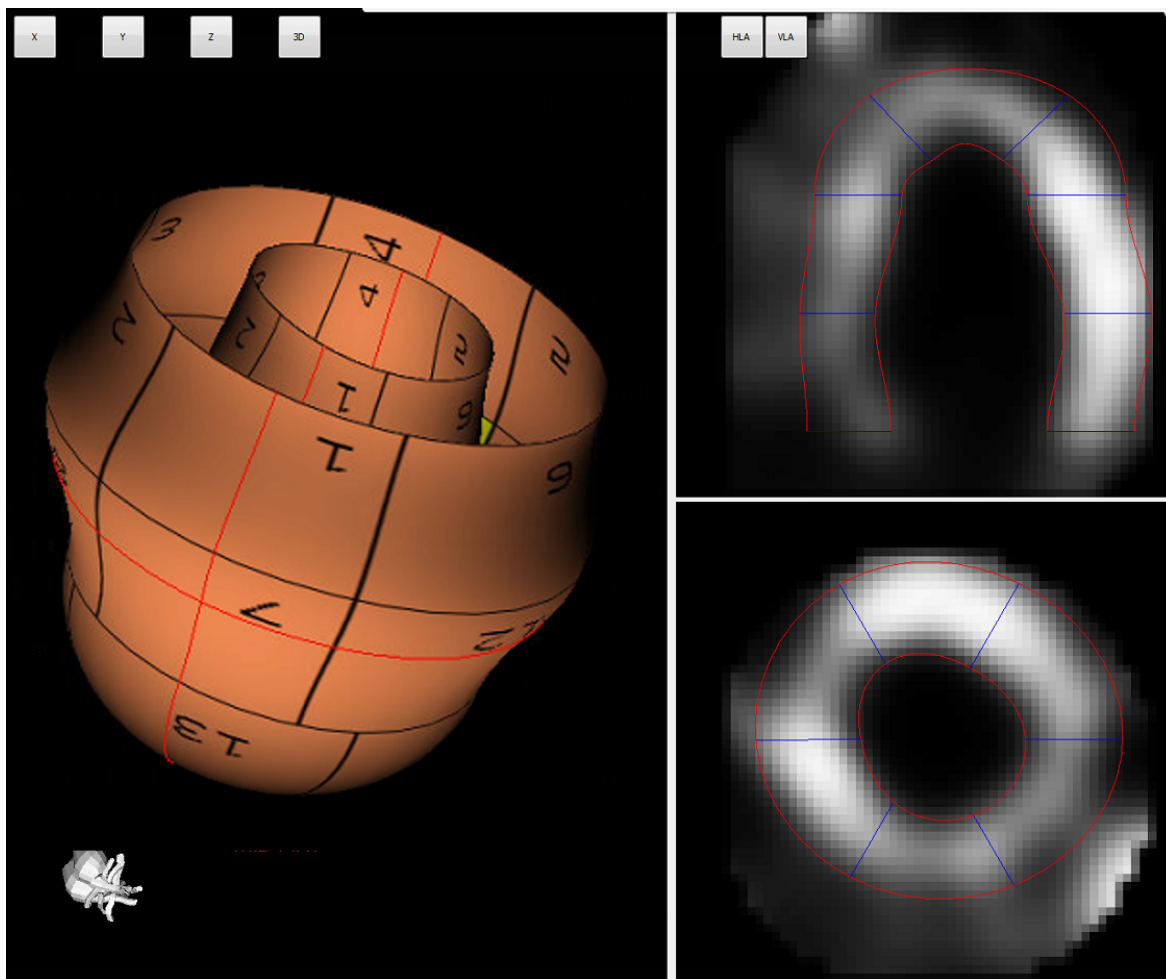


FIGURE 3.10 – Résultat de la segmentation 3D automatique sur une image de TEMP.

4 Résultats

4.1 Environnement et initialisation

Les algorithmes 2D avec descente de gradient simple et 2D+t ont été implémentés en MatLab. Pour le 2D avec descente de gradient multi-objectif, le code a été implémenté en C++. Nous avons réalisé nos expérimentations sur un PC sous Windows 7, avec un processeur Intel Core 2 Quad cadencé à 2,83 GHz et 2 Go de RAM. Le temps de segmentation pour un patient du challenge MICCAI avec l'algorithme est en moyenne de 12 minutes en 2D avec descente de gradient simple, de 10 minutes avec une optimisation par descente de gradient multi-objectif et de 100 minutes en 2D+t pour segmenter la totalité des images d'un patient donné (280 images environ dans le cadre du challenge MICCAI). La phase d'initialisation consiste à placer la sectorisation en sélectionnant le centre de la cavité et le point d'attache antérieure du ventricule droit. Ensuite l'utilisateur clique quelques points (entre 4 et 6) à l'in-

térieur du myocarde pour placer la courbe médiane. Enfin, il clique pour donner une estimation de l'épaisseur du myocarde. Cette initialisation est perfectible, à terme, l'objectif est de placer un cercle qui convergera vers le milieu du myocarde. Deux points pourront suffire pour le définir. La courbe résultante servira de courbe médiane initiale pour notre modèle.

4.2 Évaluation de la base de données du challenge MICCAI

Les tableaux 3.1 et 3.2 présentent les comparaisons entre la segmentation experte, fournie pour le challenge MICCAI [71] et la segmentation estimée par nos différentes méthodes, pour chacun des patients. Les tableaux 3.3 et 3.6 présentent, quant à eux, les indices moyens de tous les patients pour une méthode donnée, ainsi que leurs écarts-types et le p pour apprécier la significativité de l'apport des différentes versions de notre modèle.

La figure 3.11 montre des résultats de segmentation en 2D par descente de gradient simple pour chaque groupe de patients, en comparaison avec la segmentation experte. La première ligne présente le résultat pour un patient du groupe HF-I (insuffisance cardiaque avec ischémie), la deuxième pour un patient du groupe HF-NI (insuffisance cardiaque sans ischémie), la troisième un patient du groupe HYP (hypertrophie) et la dernière un patient du groupe N (normal). La première colonne est le résultat en télésystole où seule la segmentation de l'endocarde apparaît car l'épicarde n'a pas été évalué dans le challenge. Les deuxième et troisième colonnes présentent respectivement les résultats de la segmentation en télédiastole de l'endocarde et de l'épicarde. Les figures 3.12 et 3.13 présentent les résultats pour les mêmes patients que la figure 3.11, mais pour les méthodes 2D avec optimisation par descente de gradient multi-objectif, 2D+t avec optimisation par descente de gradient simple. Les figures 3.17 et 3.18, et 3.19 et 3.20, représentent les distances perpendiculaires moyennes (resp. les indices de Dice) pour tous les patients évalués sous la forme de boxplot.

Dans un premier temps, nous allons analyser les résultats de chaque modèle indépendamment. Dans le cadre du modèle 2D avec une optimisation par descente de gradient classique, les résultats sont présentés dans le tableau 3.1. En ce qui concerne l'indice de Dice, nous constatons que l'algorithme donne de bons résultats en absolu et ce quelles que soient les séquences. L'indice est toujours supérieur à 0,89 pour les contours épicaudiques, avec une moyenne de 0,93 et un écart-type de 0,02 (Tab. 3.3); pour les contours endocardiques, l'indice est toujours supérieur à 0,79, avec une moyenne de 0,83 et un écart-type de 0,05. Quant à la distance perpendiculaire moyenne, elle est en moyenne de 3,02 mm avec un écart-type de 0,45 mm pour les contours endocardiques et de 2,04 mm avec un écart-type de 0,43 mm pour les contours épicaudiques (Tab. 3.3).

Dans le même tableau 3.1, les résultats du modèle 2D sont présentés avec une optimisation par descente de gradient multi-objectif. L'indice de Dice (Tab. 3.6) est de 0,84 en moyenne avec un écart-type de 0,04 pour l'endocarde et de 0,91 en moyenne avec un écart-type de 0,02 pour l'épicarde. Pour la distance perpendicu-

laire moyenne (Tab. 3.6), elle est de 3,02 mm en moyenne avec un écart-type de 0,36 mm pour l'endocarde et de 2,81 mm avec un écart-type de 0,56 mm pour l'épicarde.

On observe que la segmentation de l'endocarde obtient des scores plus faibles qui s'expliquent par la difficulté de segmenter les coupes basales, où le myocarde a tendance à disparaître (Fig. 3.15).

Patients	2D descente de gradient classique				2D multi-objectif			
	DPM endo(mm)	DPM epi(mm)	DI endo	DI epi	DPM endo(mm)	DPM epi (mm)	DI endo	DI epi
SC-HF-I-05	2,48	1,52	0,90	0,96	2,23	2,34	0,90	0,93
SC-HF-I-06	2,48	1,60	0,89	0,95	2,72	2,33	0,88	0,93
SC-HF-I-07	2,41	1,71	0,89	0,95	2,64	1,95	0,88	0,94
SC-HF-I-08	2,55	1,45	0,90	0,96	3,23	2,82	0,87	0,92
SC-HF-I-09	3,69	2,25	0,88	0,95	3,33	2,69	0,89	0,94
SC-HF-I-10	2,67	2,01	0,91	0,95	3,55	3,43	0,88	0,92
SC-HF-I-11	2,16	1,73	0,91	0,94	3,31	2,87	0,87	0,91
SC-HF-I-12	3,16	2,12	0,82	0,93	3,22	3,68	0,83	0,89
SC-HF-NI-07	3,58	1,48	0,85	0,95	2,66	2,13	0,89	0,93
SC-HF-NI-11	2,98	1,72	0,88	0,94	2,88	2,56	0,88	0,93
SC-HF-NI-12	2,95	2,05	0,88	0,94	3,31	3,17	0,87	0,92
SC-HF-NI-13	3,31	2,43	0,84	0,92	3,52	3,20	0,83	0,89
SC-HF-NI-14	3,17	2,05	0,84	0,93	2,66	3,22	0,86	0,90
SC-HF-NI-15	3,38	2,75	0,76	0,90	3,01	3,15	0,82	0,87
SC-HF-NI-31	3,26	1,89	0,86	0,94	3,30	2,80	0,85	0,91
SC-HF-NI-33	3,08	1,53	0,83	0,94	2,71	2,08	0,84	0,92
SC-HYP-06	2,76	2,11	0,78	0,93	2,81	1,83	0,84	0,93
SC-HYP-07	2,51	1,86	0,85	0,94	2,89	2,70	0,86	0,92
SC-HYP-08	3,37	2,94	0,81	0,92	3,82	2,39	0,80	0,93
SC-HYP-09	3,13	2,28	0,80	0,91	2,80	3,65	0,84	0,87
SC-HYP-10	3,78	1,73	0,79	0,95	2,75	3,06	0,85	0,91
SC-HYP-11	3,60	2,33	0,73	0,91	3,31	3,89	0,74	0,86
SC-HYP-12	3,74	2,12	0,75	0,89	3,06	2,60	0,79	0,89
SC-HYP-37	2,75	2,21	0,77	0,93	2,44	2,50	0,86	0,91
SC-N-05	2,26	1,84	0,82	0,92	2,91	2,55	0,81	0,90
SC-N-06	3,07	1,91	0,82	0,93	3,03	2,60	0,82	0,91
SC-N-07	3,23	1,56	0,78	0,93	2,82	3,11	0,82	0,88
SC-N-09	3,13	3,06	0,83	0,91	3,45	3,90	0,82	0,89
SC-N-10	2,74	2,16	0,80	0,92	3,32	2,04	0,79	0,92
SC-N-11	3,08	2,66	0,81	0,91	2,94	3,01	0,82	0,89

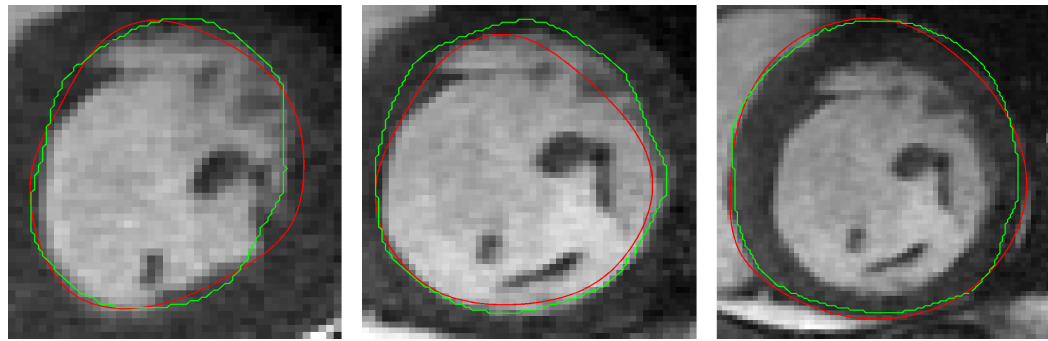
TABLE 3.1 – Évaluations des segmentations en 2D avec les deux méthodes d'optimisation, où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.

Le tableau 3.2 présente les résultats des évaluations du modèle 2D+t avec une optimisation par descente de gradient classique. L'indice de Dice est égal à 0,87 en moyenne avec un écart-type de 0,04 pour les courbes endocardiques et de 0,92 avec un écart-type de 0,01 pour les courbes épicaudiques (Tab. 3.3). Quant à la distance perpendiculaire moyenne, elle est en moyenne de 2,42 mm avec un écart-type de 0,42 mm pour les contours endocardiques et de 2,31 mm avec un écart-type de 0,4 mm pour les contours épicaudiques (Tab. 3.2).

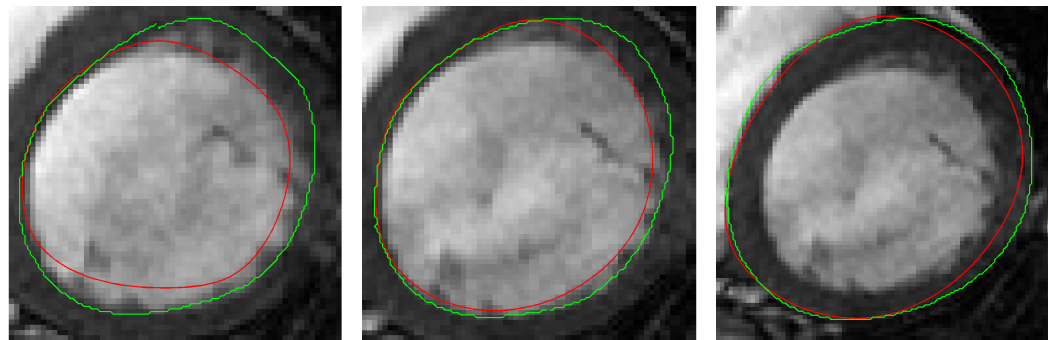
Le modèle 2D+t offre de bons résultats avec une amélioration de la segmentation de l'endocarde. En effet, du fait de la prise en compte du caractère temporel des images, le modèle bénéficie des informations des images adjacentes. Cela lui permet de mieux converger, en basal lorsque le myocarde est absent sur certaines images (Fig. 3.16), et en apical lorsque c'est au contraire la cavité qui disparaît. De plus, le 2D+t permet d'obtenir la segmentation simultanée de toutes les images d'une séquence (Fig. 3.14) en initialisant que deux images par séquence contrairement au 2D qui demanderait de segmenter les images une par une pour obtenir tous les contours. L'approche consistant à réinitialiser les contours d'une image à partir de ceux obtenus à l'instant précédent est susceptible de diverger facilement.

Patients	2D+t			
	DPM endo (mm)	DPM epi (mm)	DI endo	DI epi
SC-HF-I-05	1,88	2,11	0,93	0,94
SC-HF-I-06	2,17	2,10	0,91	0,94
SC-HF-I-07	2,30	3,35	0,91	0,93
SC-HF-I-08	2,02	1,71	0,91	0,95
SC-HF-I-09	2,57	1,69	0,89	0,92
SC-HF-I-10	2,41	3,03	0,92	0,92
SC-HF-I-11	2,01	2,14	0,92	0,93
SC-HF-I-12	2,18	2,58	0,89	0,91
SC-HF-NI-07	2,56	2,31	0,90	0,93
SC-HF-NI-11	1,81	2,09	0,93	0,93
SC-HF-NI-12	2,00	2,73	0,90	0,92
SC-HF-NI-13	2,45	2,35	0,85	0,93
SC-HF-NI-14	2,70	2,35	0,86	0,92
SC-HF-NI-15	2,57	2,05	0,83	0,90
SC-HF-NI-31	2,01	2,02	0,90	0,94
SC-HF-NI-33	2,68	2,56	0,85	0,91
SC-HYP-06	2,25	1,97	0,87	0,93
SC-HYP-07	1,87	2,59	0,90	0,91
SC-HYP-08	2,12	2,81	0,85	0,90
SC-HYP-09	2,29	1,99	0,87	0,92
SC-HYP-10	3,35	2,47	0,84	0,93
SC-HYP-11	2,84	2,34	0,81	0,90
SC-HYP-12	2,48	1,77	0,84	0,92
SC-HYP-37	2,60	2,13	0,86	0,93
SC-N-05	2,49	2,31	0,82	0,91
SC-N-06	2,73	2,41	0,84	0,91
SC-N-07	2,83	1,76	0,83	0,93
SC-N-09	2,80	2,88	0,87	0,91
SC-N-10	3,31	2,41	0,80	0,91
SC-N-11	2,38	2,18	0,85	0,92

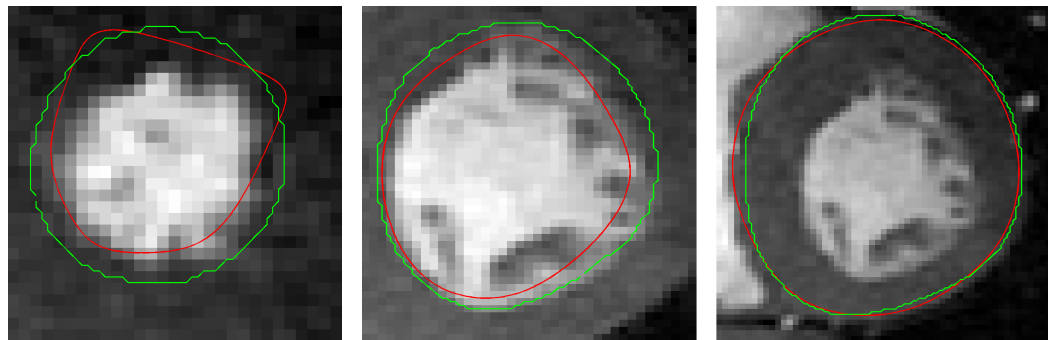
TABLE 3.2 – Résultat du modèle 2D+t où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.



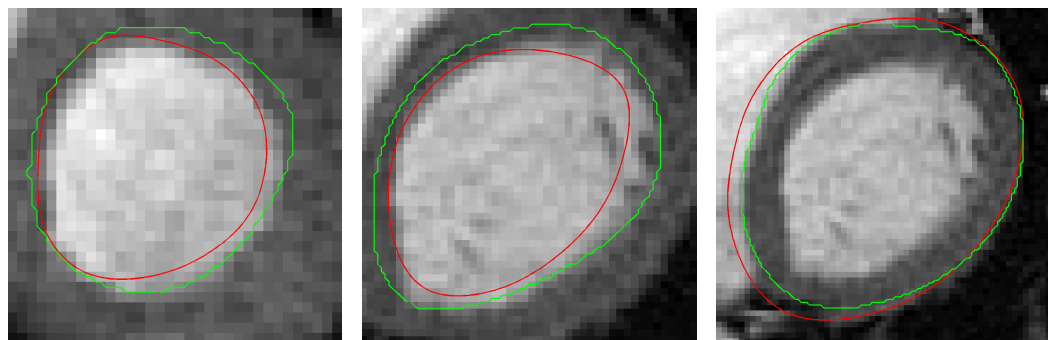
(a) SC-HF-I-06 - 3ème coupe (b) SC-HF-I-06 - 3ème coupe (c) SC-HF-I-06 - 3ème coupe



(d) SC-HF-NI-11 - 2ème coupe (e) SC-HF-NI-11 - 2ème coupe (f) SC-HF-NI-11 - 2ème coupe

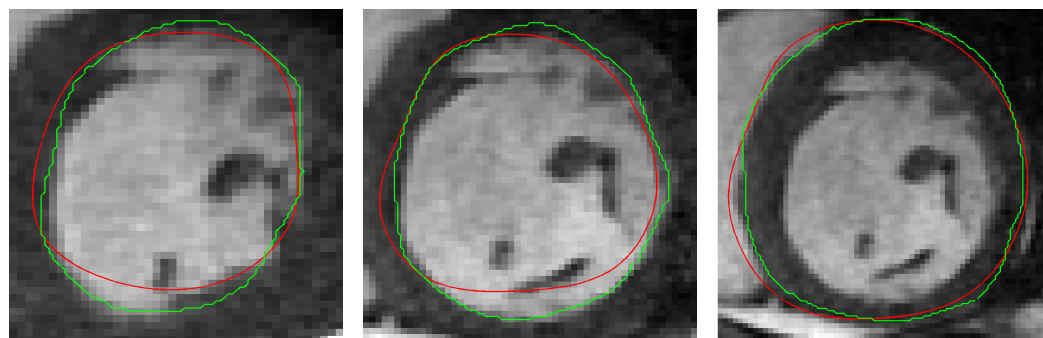


(g) SC-HYP-07 - 3ème coupe (h) SC-HYP-07 - 3ème coupe (i) SC-HYP-07 - 3ème coupe

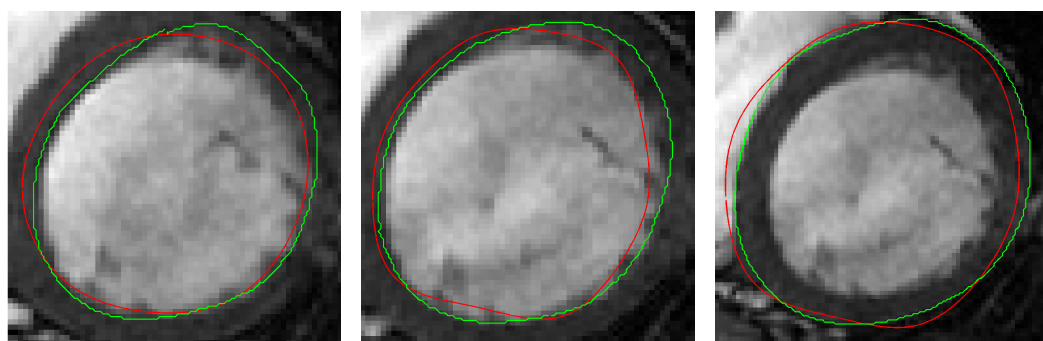


(j) SC-N-07 - 2ème coupe (k) SC-N-07 - 2ème coupe (l) SC-N-07 - 2ème coupe

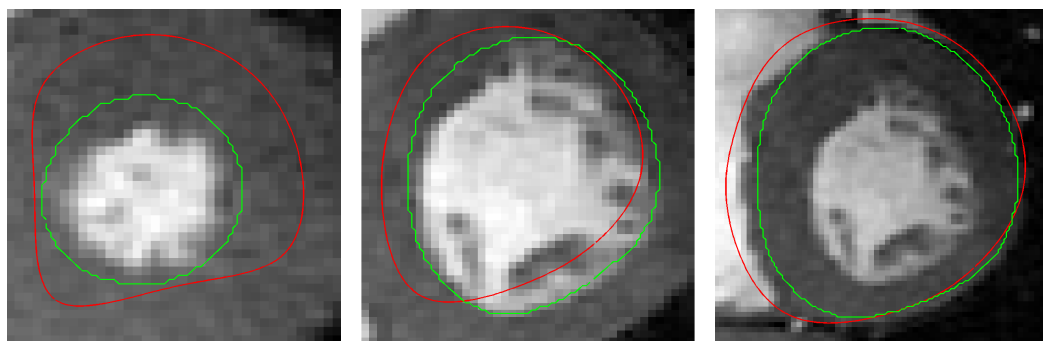
FIGURE 3.11 – Résultats de segmentation. En rouge le résultat du modèle proposé en 2D avec descente de gradient simple, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI. La première colonne est le résultat de la segmentation de l'endocarde en télésystole, la deuxième colonne celui de l'endocarde en télédiastole et la troisième colonne celui de l'épicarde en télédiastole.



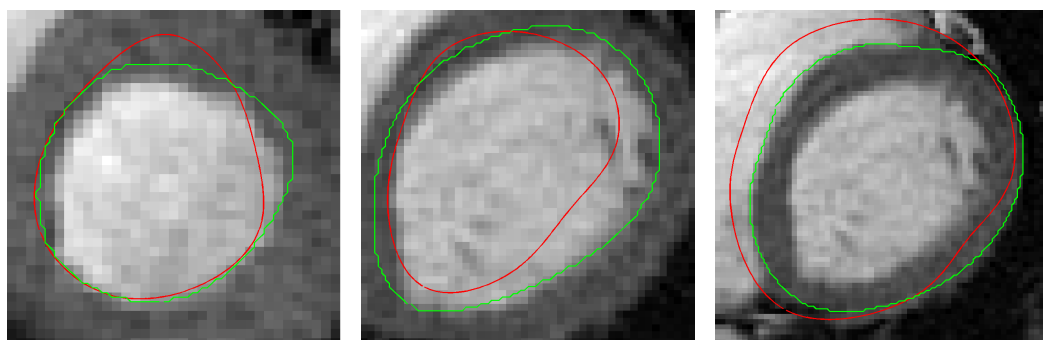
(a) SC-HF-I-06 - 3ème coupe (b) SC-HF-I-06 - 3ème coupe (c) SC-HF-I-06 - 3ème coupe



(d) SC-HF-NI-11 - 2ème coupe (e) SC-HF-NI-11 - 2ème coupe (f) SC-HF-NI-11 - 2ème coupe

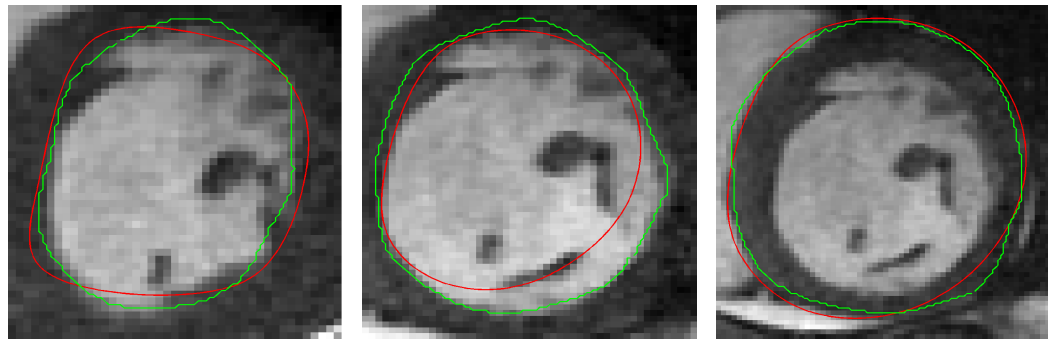


(g) SC-HYP-07 - 3ème coupe (h) SC-HYP-07 - 3ème coupe (i) SC-HYP-07 - 3ème coupe

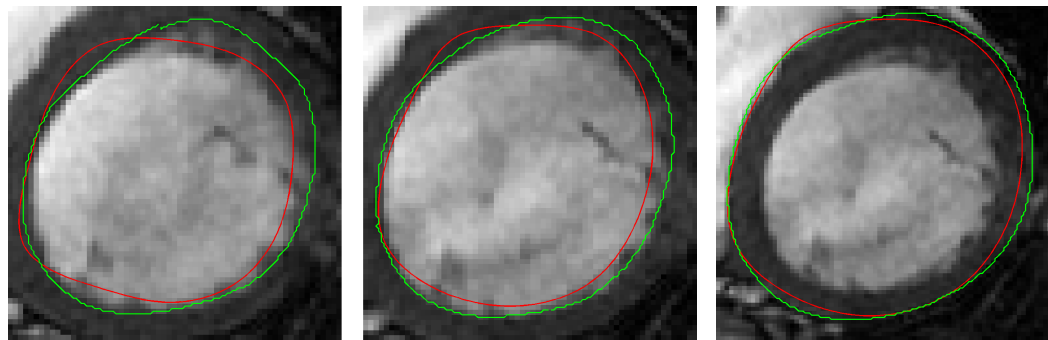


(j) SC-N-07 - 2ème coupe (k) SC-N-07 - 2ème coupe (l) SC-N-07 - 2ème coupe

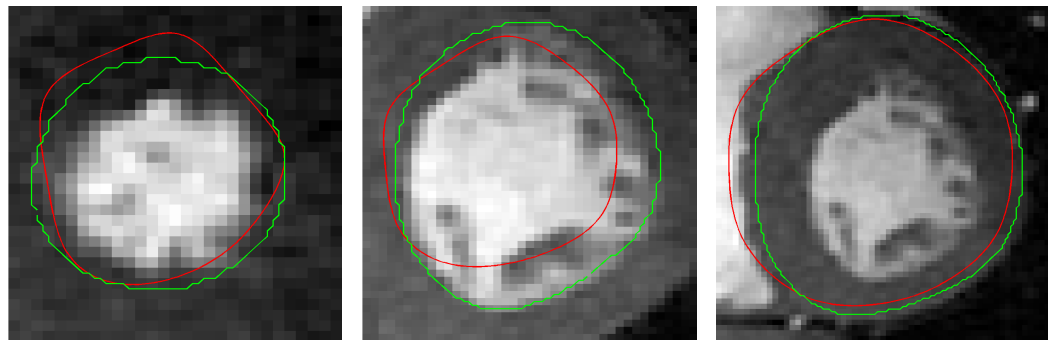
FIGURE 3.12 – Résultats de segmentation. En rouge le résultat du modèle proposé en 2D avec descente de gradient multi-objectif, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI. La première colonne est le résultat de la segmentation de l'endocarde en télésystole, la deuxième colonne celui de l'endocarde en télédiastole et la troisième colonne celui de l'épicarde en télédiastole.



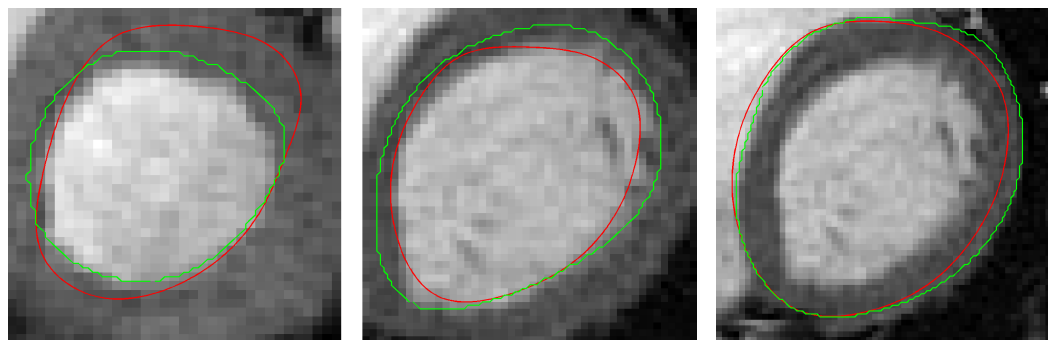
(a) SC-HF-I-06 - 3ème coupe (b) SC-HF-I-06 - 3ème coupe (c) SC-HF-I-06 - 3ème coupe



(d) SC-HF-NI-11 - 2ème coupe (e) SC-HF-NI-11 - 2ème coupe (f) SC-HF-NI-11 - 2ème coupe



(g) SC-HYP-07 - 3ème coupe (h) SC-HYP-07 - 3ème coupe (i) SC-HYP-07 - 3ème coupe



(j) SC-N-07 - 2ème coupe (k) SC-N-07 - 2ème coupe (l) SC-N-07 - 2ème coupe

FIGURE 3.13 – Résultats de segmentation. En rouge le résultat du modèle proposé en $2D+t$ avec descente de gradient simple, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI. La première colonne est le résultat de la segmentation de l'endocarde en télésystole, la deuxième colonne celui de l'endocarde en télédiastole et la troisième colonne celui de l'épicarde en télédiastole.

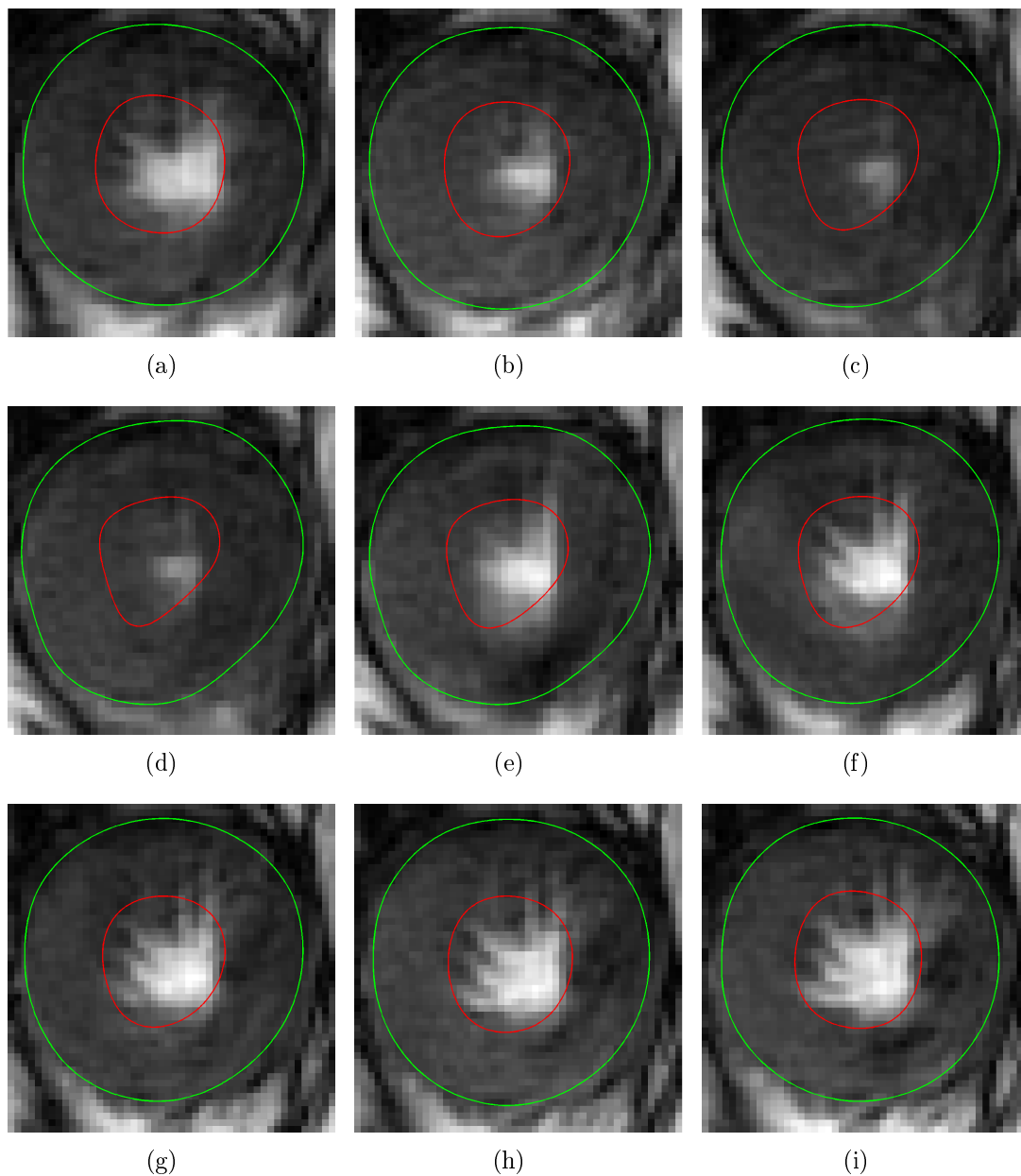


FIGURE 3.14 – Résultats de segmentation, sur une séquence temporelle avec l'algorithme $2D+t$, proche de l'apex (Patient SC-HYP-37). Une image sur deux est affichée. La courbe endocardique est en rouge, celle épiscopardique est en vert.

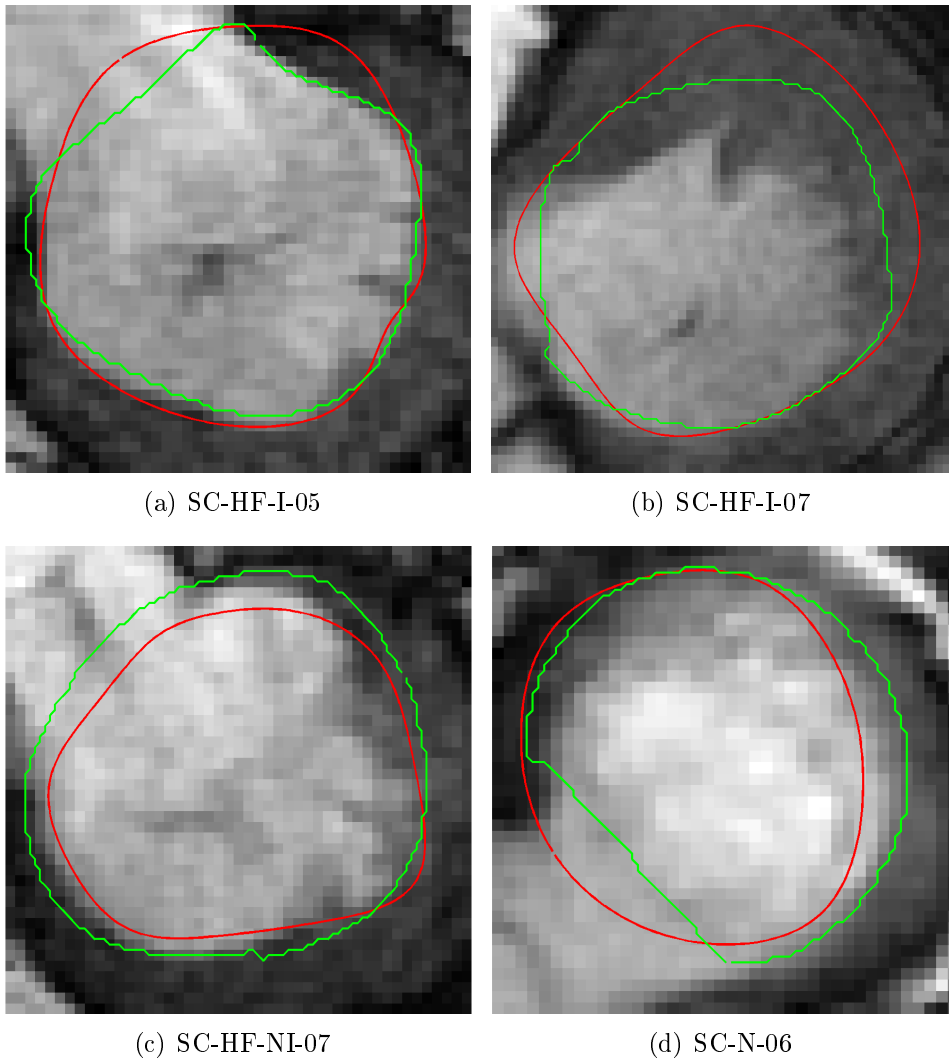


FIGURE 3.15 – Résultats de segmentation sur des coupes basales. En rouge le résultat du modèle proposé en 2D, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI.

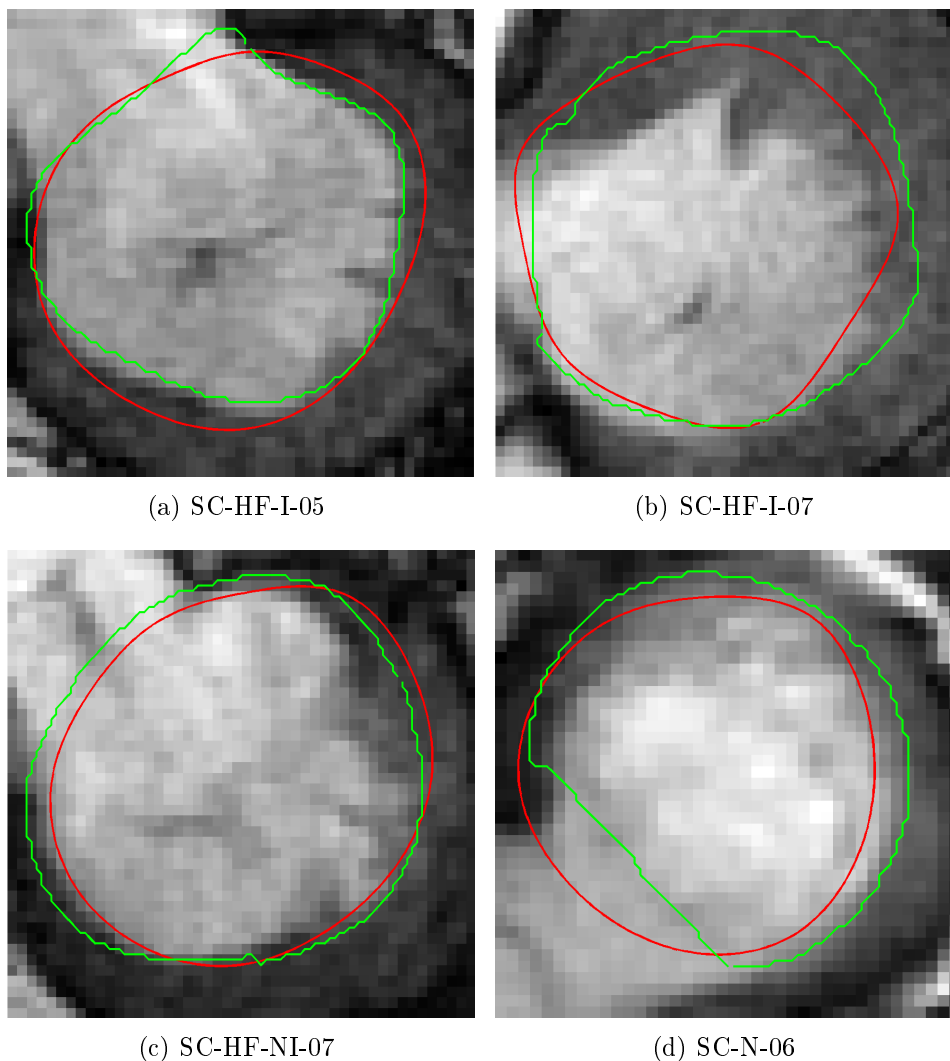


FIGURE 3.16 – Résultats de segmentation sur des coupes basales. En rouge le résultat du modèle proposé en 2D+t, en vert la segmentation manuelle fournie par le challenge MICCAI.

4.3 Influence du caractère temporel des séquences

Le tableau 3.3 présente la significativité de l'apport de la cohérence temporelle au modèle 2D initial. Un test de Student permet d'affirmer que dans l'ensemble l'apport du modèle temporel est significativement différent par rapport aux résultats 2D avec des $p < 0.05$. De plus, nous observons pour l'endocarde une amélioration de l'indice de Dice moyen et de la distance perpendiculaire moyenne, ainsi qu'une réduction de l'écart-type indiquant une meilleure robustesse des résultats en 2D+t. Quand à l'épicarde, son indice de Dice est légèrement moins bon mais son écart-type est amélioré, quant à sa distance perpendiculaire moyenne elle est en moyenne plus importante avec un écart-type plus faible. Comme expliqué précédemment, le modèle 2D+t permet de rendre plus robuste la segmentation sur la coupe basale et sur la coupe apicale. Cet apport est quantifié dans les tableaux 3.4 et 3.5, où l'on observe une augmentation de l'indice de Dice et une diminution significative de la distance perpendiculaire moyenne en basal et en apical respectivement.

Cependant, il est difficile de juger de l'apport du temporel sur l'évaluation fournie par le challenge. En effet, seules les segmentations en télésystole et télédiastole sont évaluées, alors que le modèle spatio-temporel fournit toutes les segmentations des images de la séquence.

		Moyenne	p
Endo	DI 2D descente de gradient simple	$0,83 \pm 0,05$	$1,14e^{-7}$
	DI 2D + t	$0,87 \pm 0,04$	
Epi	DI 2D	$0,93 \pm 0,02$	$4,88e^{-4}$
	DI 2D + t	$0,92 \pm 0,01$	
Endo	DPM (mm) 2D	$3,02 \pm 0,45$	$2,67e^{-4}$
	DPM (mm) 2D + t	$2,42 \pm 0,42$	
Epi	DPM (mm) 2D	$2,04 \pm 0,43$	0,01
	DPM (mm) 2D + t	$2,31 \pm 0,40$	

TABLE 3.3 – Influence de la prise en compte du caractère temporel dans le modèle de segmentation où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.

	Moyenne	p
DI 2D basale	$0,89 \pm 0,03$	0,015
DI 2D+t	$0,90 \pm 0,02$	
DPM 2D basale	$2,52 \pm 0,77$	0,042
DPM 2D+t	$2,11 \pm 0,49$	

TABLE 3.4 – Influence de la prise en compte du caractère temporel lors de la segmentation des coupes basales où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.

	Moyenne	p
DI 2D apicale	$0,87 \pm 0,08$	0,044
DI 2D+t apicale	$0,90 \pm 0,03$	
DPM 2D apicale	$2,75 \pm 1,17$	0,046
DPM 2D+t apicale	$2,25 \pm 0,54$	

TABLE 3.5 – Influence de la prise en compte du caractère temporel lors de la segmentation des coupes apicales où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.

4.4 Influence de la méthode d’optimisation

Dans la section 2.2, nous avons présenté deux façons d’optimiser la fonctionnelle d’énergie. Le tableau 3.6 présente l’apport de la méthode d’optimisation sur les résultats de la segmentation.

L’apport de la méthode d’optimisation par descente de gradient multi-objectif est significativement différent pour la segmentation de l’endocarde avec des p de l’ordre de 10^{-4} et 10^{-7} pour l’indice de Dice et la distance perpendiculaire moyenne. De plus les moyennes de Dice et de la distance perpendiculaire moyenne sont améliorées, avec un écart-type plus faible. Cependant pour l’épicarde son utilisation n’est pas meilleure, pour le critère de Dice la moyenne est très proche et l’écart-type similaire, alors que pour la distance moyenne perpendiculaire, la moyenne et l’écart-type sont plus élevés.

		Moyenne	p
Endo	DI 2D descente de gradient simple	$0,83 \pm 0,05$	$2,25e^{-4}$
	DI 2D multi-objectif	$0,90 \pm 0,02$	
Epi	DI 2D descente de gradient simple	$0,93 \pm 0,02$	$2,25e^{-4}$
	DI 2D multi-objectif	$0,91 \pm 0,02$	
Endo	DPM (mm) 2D descente de gradient simple	$3,02 \pm 0,45$	$6,22e^{-7}$
	DPM (mm) 2D multi-objectif	$2,10 \pm 0,38$	
Epi	DPM (mm) 2D descente de gradient simple	$2,04 \pm 0,43$	$6,22e^{-7}$
	DPM (mm) 2D multi-objectif	$2,81 \pm 0,56$	

TABLE 3.6 – Influence de la méthode d’optimisation sur les résultats de la segmentation où DI est l’indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.

4.5 Positionnement par rapport aux méthodes du Challenge MICCAI 2009

Le tableau 3.7 recense les résultats des méthodes qui ont été présentées au challenge MICCAI 2009 [71]. Il permet de situer nos méthodes par rapport à la littérature du challenge. Seules les méthodes [12] et [19] utilisent des modèles déformables pour la segmentation, et dans ce dernier papier, le modèle ne comporte pas de composante temporelle. Nos résultats sont très proches, en particulier au niveau de la distance perpendiculaire moyenne, avec des écarts-types de la méthode 2D+t qui comptent parmi les plus bas traduisant une certaine stabilité de la convergence.

4.6 Discussion

	Moyenne DPM (mm)		Moyenne DI	
	Endo	Epi	Endo	Epi
Lu <i>et al.</i> [52]	$2,07 \pm 0,61$	$1,91 \pm 0,63$	$0,89 \pm 0,03$	$0,94 \pm 0,02$
Wijnhout <i>et al.</i> [95]	$2,29 \pm 0,57$	$2,28 \pm 0,39$	$0,89 \pm 0,03$	$0,93 \pm 0,01$
Jolly [40]	$2,26 \pm 0,59$	$1,97 \pm 0,48$	$0,88 \pm 0,04$	$0,93 \pm 0,02$
Huang <i>et al.</i> [36]	$2,1 \pm 0,44$	$1,95 \pm 0,34$	$0,89 \pm 0,04$	$0,94 \pm 0,01$
Casta <i>et al.</i> [12]	NC	$2,79 \pm$ NC	NC	$0,92 \pm$ NC
Marak <i>et al.</i> [54]	$3 \pm 0,59$	$2,6 \pm 0,38$	$0,86 \pm 0,04$	$0,93 \pm 0,01$
O'Brien <i>et al.</i> [61]	$3,73 \pm$ NC	$3,16 \pm$ NC	$0,8 \pm$ NC	$0,91 \pm$ NC
Constantinides <i>et al.</i> [19]	$2,04 \pm 0,47$	$2,35 \pm 0,57$	$0,89 \pm 0,04$	$0,92 \pm 0,02$
2D	$3,02 \pm 0,57$	$2,04 \pm 0,46$	$0,83 \pm 0,06$	$0,93 \pm 0,02$
2D multi	$3,02 \pm 0,36$	$2,81 \pm 0,56$	$0,84 \pm 0,04$	$0,91 \pm 0,02$
2D+t	$2,42 \pm 0,42$	$2,31 \pm 0,40$	$0,87 \pm 0,04$	$0,92 \pm 0,01$

TABLE 3.7 – Positionnement de nos résultats par rapport à ceux des publications issues du challenge MICCAI où DI est l'indice de Dice et DPM la distance perpendiculaire moyenne exprimé en mm.

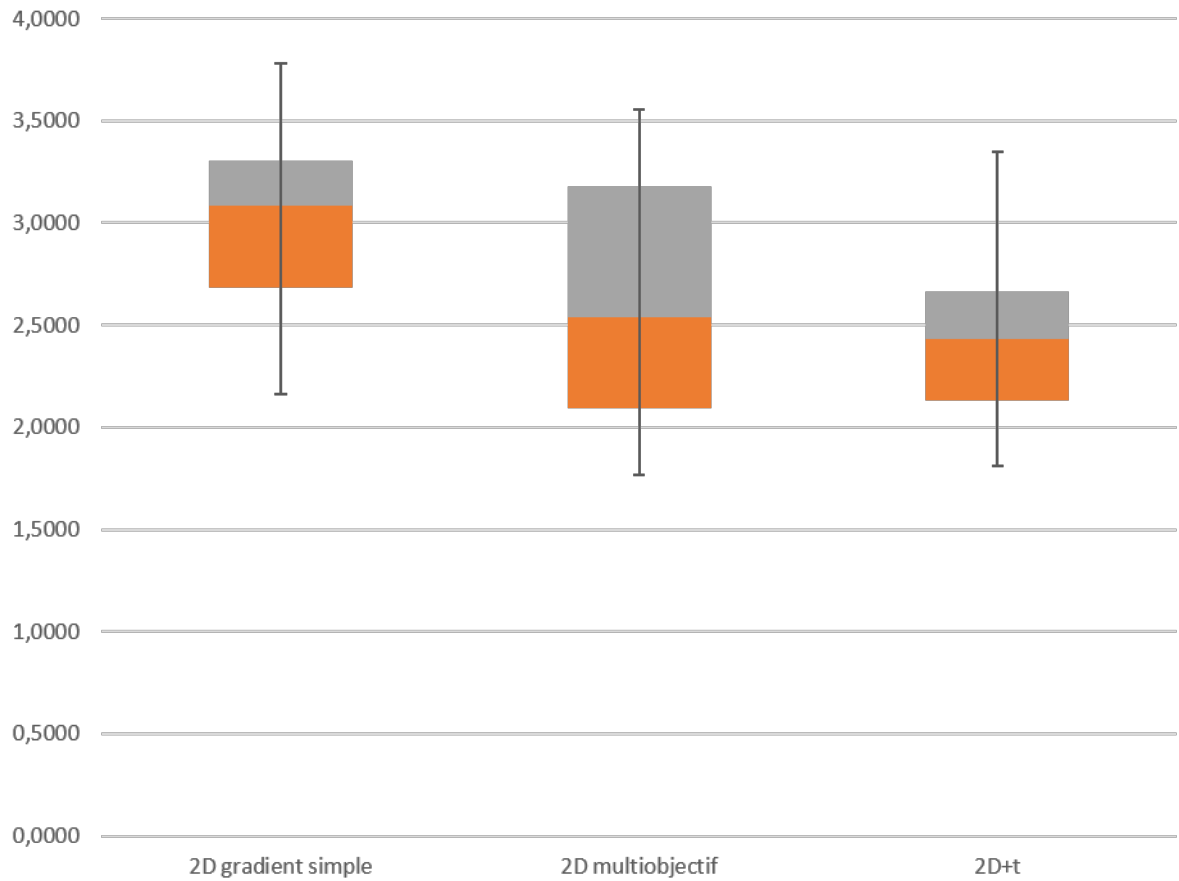


FIGURE 3.17 – Boxplot des distances perpendiculaires moyennes de l'endocarde avec les trois algorithmes proposés.

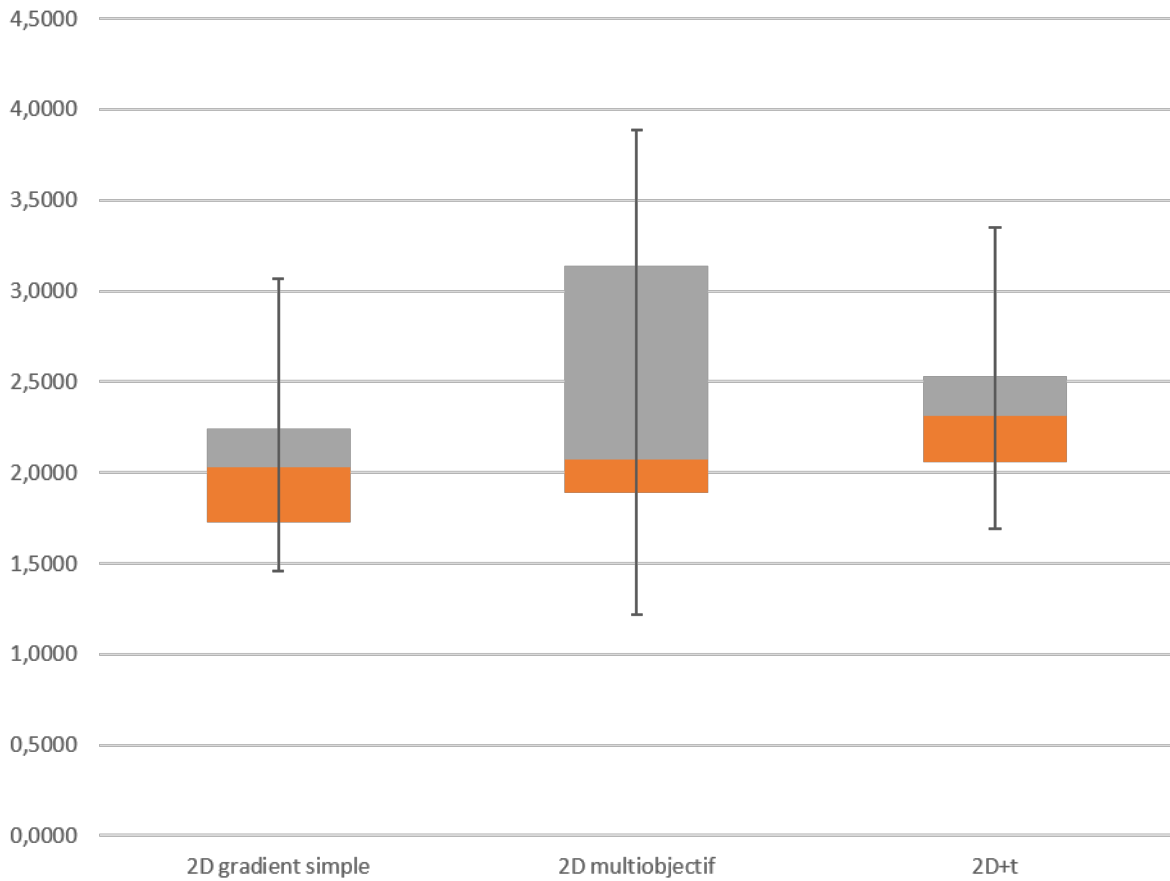


FIGURE 3.18 – Boxplot des distances perpendiculaires moyennes de l'épicarde avec les trois algorithmes proposés.

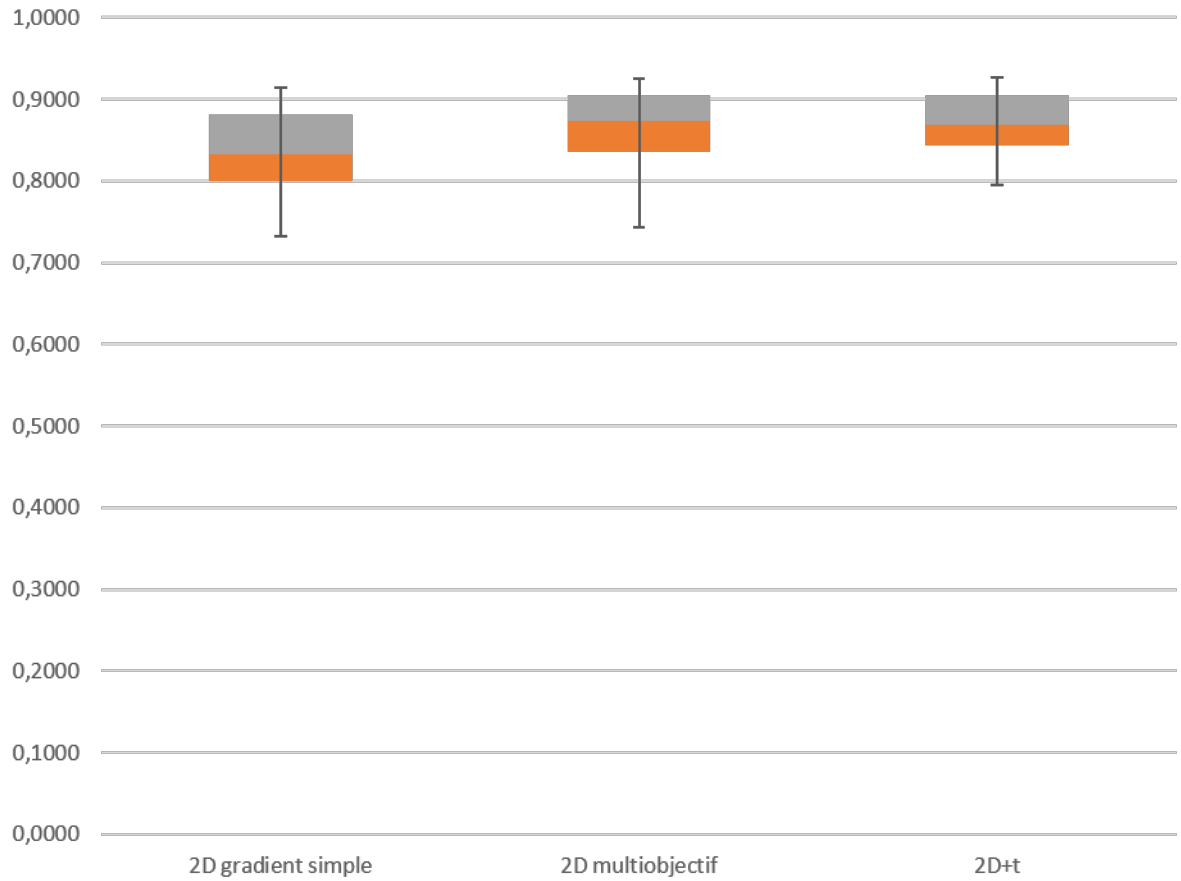


FIGURE 3.19 – Boxplot des indices de Dice de l'endocarde avec les trois algorithmes proposés.

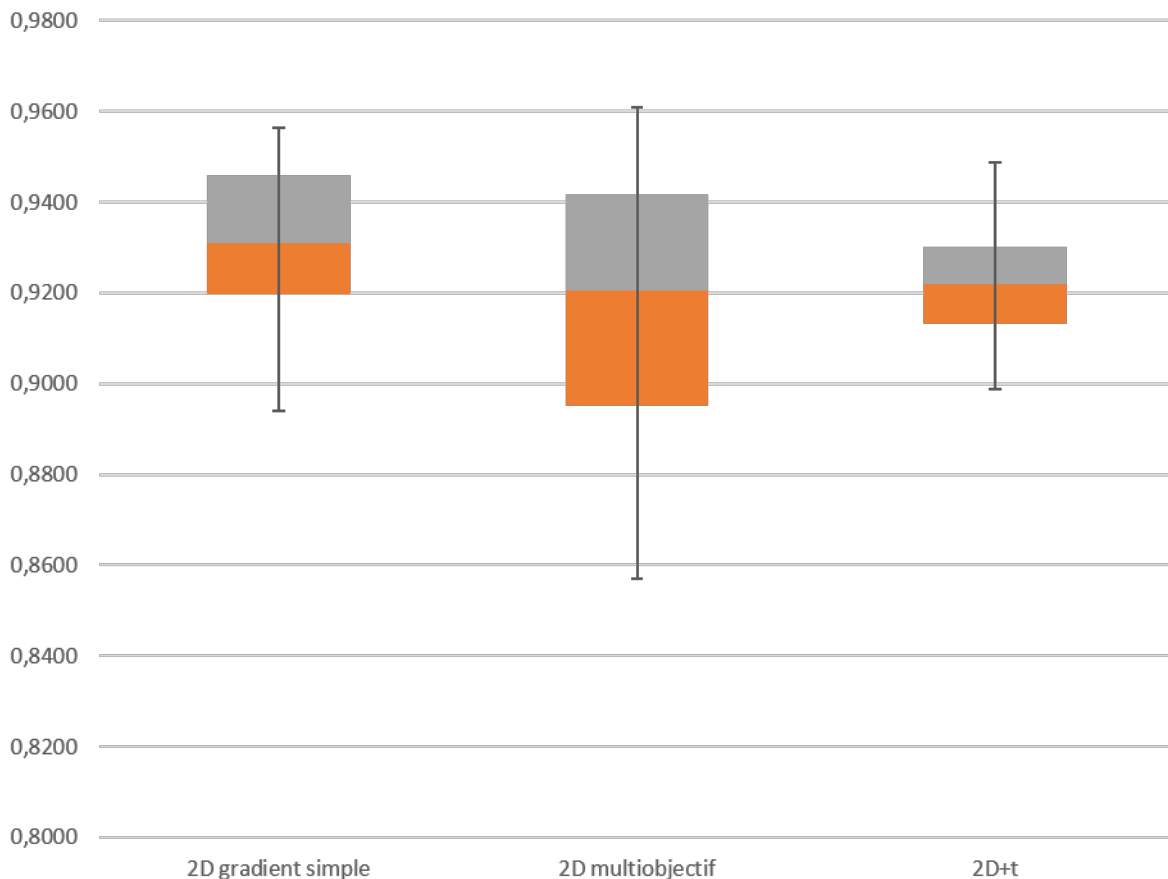


FIGURE 3.20 – Boxplot des indices de Dice de l'épicarde avec les trois algorithmes proposés.

Notre méthode présente des résultats encourageants. En 2D+t, une évaluation plus complète est nécessaire, seule les segmentations télédiastolique et télésystolique ont été évaluées avec les données du challenge MICCAI [71]. L'extension du modèle 2D en temporel fournit un apport significatif sur les résultats, et permet d'obtenir de meilleurs résultats sur des coupes difficiles à segmenter comme en basal et en apical en prenant en compte toute la séquence temporelle. L'ensemble des contours est utile dans le projet 3DStrain pour faire la mesure du *strain* sur chaque image du cycle cardiaque. Le modèle 2D+t ne requière qu'une initialisation aux instants de télédiastole et de télésystole. Dans le cas 2D, il faudrait réinitialiser sur chaque coupe ou propager le résultat de l'image précédente.

L'évaluation a montré que quelle que soit la séquence d'image les méthodes offrent de bons résultats. Les distances perpendiculaires moyennes montrent que la méthode est perfectible, surtout en 2D+t. Comme nous l'avons remarqué précédemment, la segmentation de la coupe basale et apicale est difficile lorsque le myocarde disparaît en partie de l'image. Comme discuté dans le paragraphe 4.3, l'utilisation du 2D+t est significativement différente pour la segmentation des coupes basales et apicales. En plus d'offrir des résultats moyens meilleurs, la réduction des écart-types montre une meilleure robustesse des résultats.

D'autre part, nous avons montré l'intérêt de l'optimisation par descente de gradient multi-objectif [25]. Outre le fait de produire de meilleurs résultats pour la segmentation de l'endocarde, elle offre l'avantage de ne pas à avoir à choisir des poids empiriques pour les énergies.

Nous n'avons présenté ici que les résultats en terme de segmentation pure. Les résultats des indices cliniques seront commentés dans le chapitre suivant, ainsi que les résultats de la correction supervisée par l'utilisateur que permet le modèle interactif proposé. En effet la méthode automatique ne diverge pas en général, mais peut ne pas converger du fait de la présence de minima locaux. Une interaction efficace de l'utilisateur permet de proposer un résultat satisfaisant dans tous les cas.

Chapitre 4

Application clinique des méthodes de segmentation

1 Intégration dans l'application d'évaluation du Strain

Dans cette section, nous présentons comment la segmentation a été intégrée en pratique, d'une part dans le logiciel développé au sein de l'ISIT en collaboration avec Keosys.

1.1 Intégration à la plateforme d'estimation du *strain*

Généralité

L'intégration de nos recherches au logiciel 3Dtrain est issue d'une collaboration étroite avec Julie Paire et Jules Gorny, ingénieurs de recherche financés par le projet ANR 3DStrain et de Robin Faury, lors de son stage de 2^{me} année de l'UTBM au sein d'ISIT.

L'application développée est multimodale. Elle est composée d'une vue 3D et de deux vues 2D : petit axe et grand axe (Fig. 4.1).

La vue 3D représente les surfaces de l'endocarde et de l'épicarde à l'aide du modèle de surface paramétrique défini dans le chapitre précédent (Fig. 4.1). Les figures 4.2, 4.3 et 4.4 montrent l'initialisation de cette surface 3D qui servira d'entrée à nos différents algorithmes de segmentation. Sur la figure 4.2, l'utilisateur place la sectorisation du myocarde 2.1 [13] sur la vue en grand axe. Les figures 4.3 et 4.4 montrent l'initialisation des nœuds de la surface médiane, sur la coupe médiane et axiale. Les nœuds sont contraints à suivre les limites entre les secteurs cardiaques.

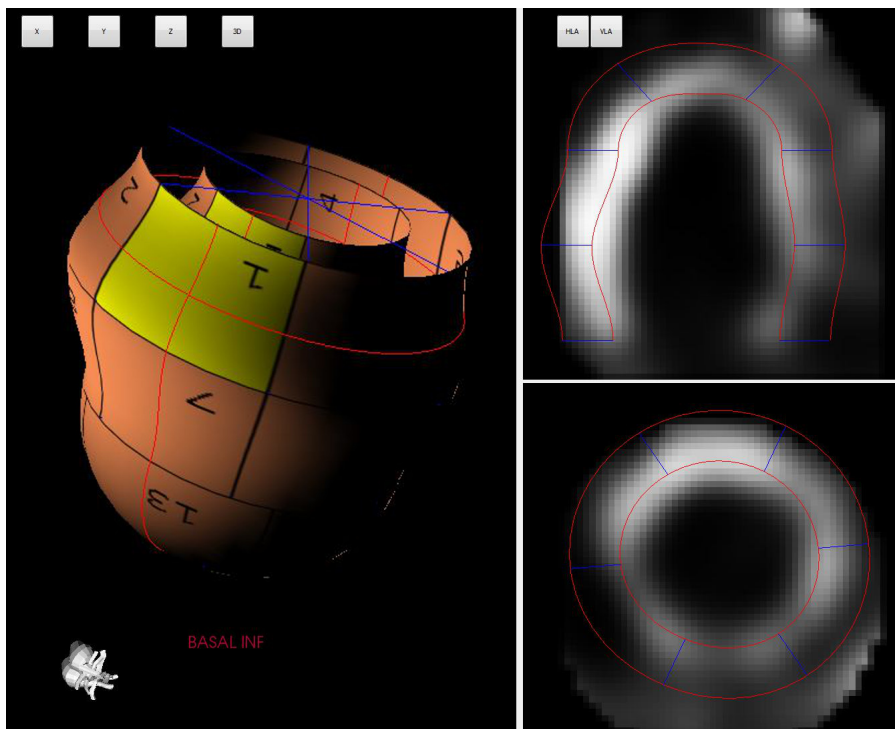


FIGURE 4.1 – Visualisation d'un examen de TEMP sur le logiciel 3DStrain.

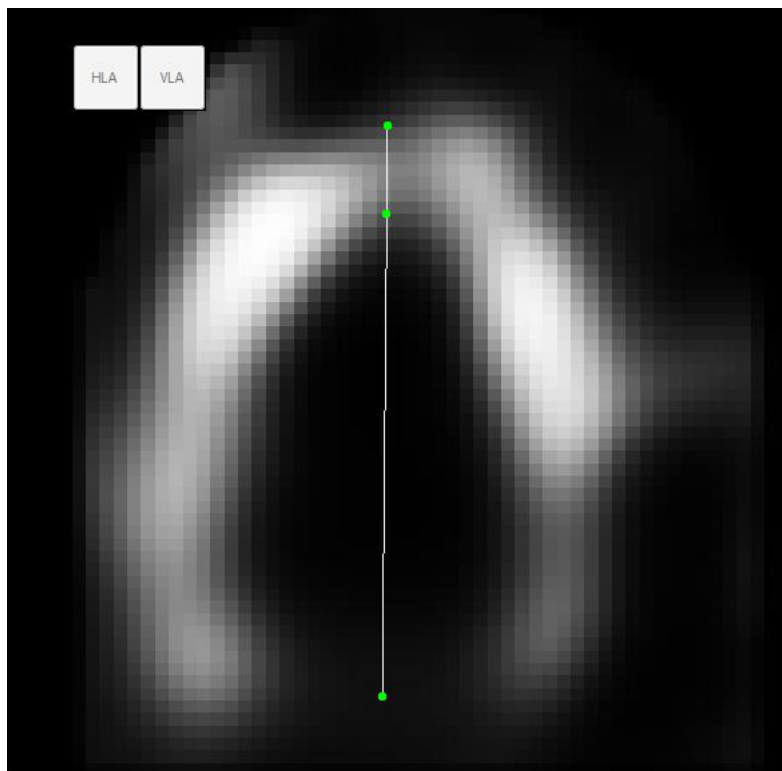


FIGURE 4.2 – Sélection des points en basal, médian et apical pour initialiser la sectorisation.

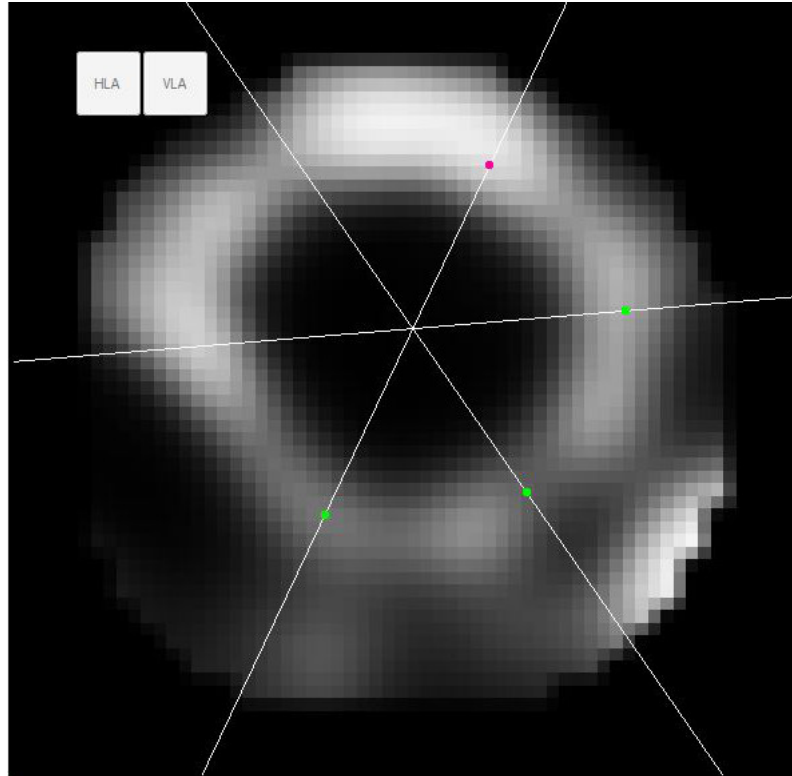


FIGURE 4.3 – Sélection des points nodaux contraints sur les secteurs pour initialiser la surface sur la coupe médiane.

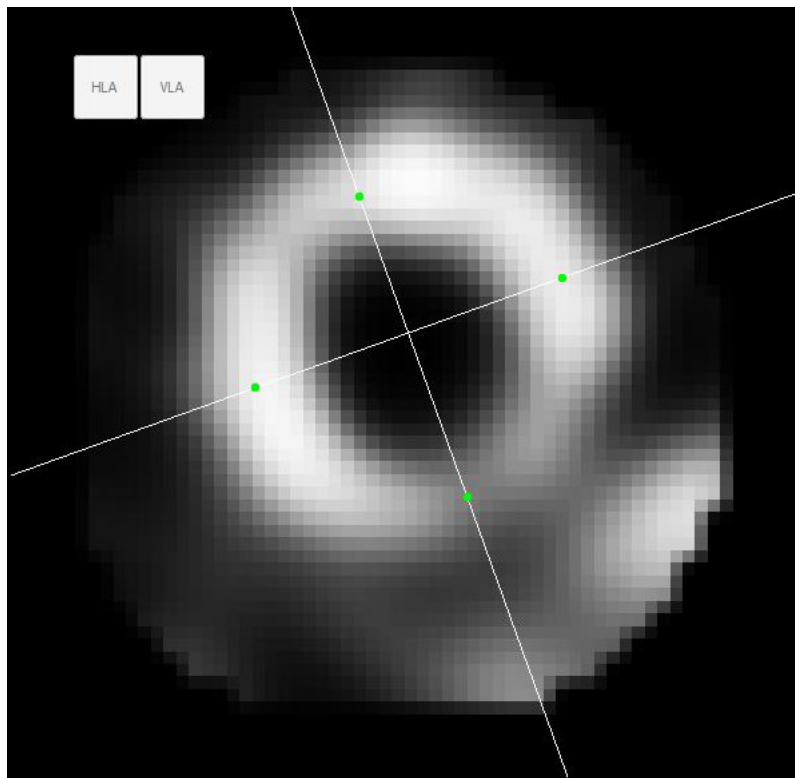


FIGURE 4.4 – Sélection des points nodaux contraints sur les secteurs pour initialiser la surface sur la coupe apicale.

Utilisation de périphériques pour l'aide à la segmentation

Tablette tactile

L'application 3DStrain permet l'utilisation d'un écran déporté tactile de 22". Le périphérique choisi offre la possibilité de fonctionner soit aux doigts, soit au stylet, soit les deux en même temps. La vue 3D peut être manipulée aux doigts et l'interaction avec les surfaces se fait au stylet.

L'intérêt du périphérique réside dans le fait que l'utilisateur initialise la segmentation au stylet directement sur l'image qu'il a choisie (Fig. 4.5). De plus, après la segmentation, l'utilisateur peut corriger intuitivement le résultat au stylet (Fig. 4.8). Dans le paragraphe suivant, nous présentons un autre périphérique utilisé sur le logiciel pour faciliter encore plus la tâche de l'utilisateur lors de la phase de correction.

Les figures 4.5 et 4.6 montrent l'initialisation présenté ci-dessus, avec la tablette graphique et le stylet. La figure 4.7 montre une manipulation du volume 3D avec les doigts. Les manipulations sont similaires à celles que l'on connaît actuellement sur d'autres périphériques tactiles (téléphone, tablette, *etc.*). Enfin, la figure 4.8 montre la correction interactive d'un nœud à l'aide du stylet. Ainsi l'utilisateur manipule directement ce qu'il voit et de manière intuitive. Les modifications sur les vues 2D sont répercutées en temps réel sur la vue 3D et réciproquement. Ceci est possible car l'application est pensée entièrement en 3D, les vues 2D n'étant que des projections planes des données image et du modèle de surface 3D.

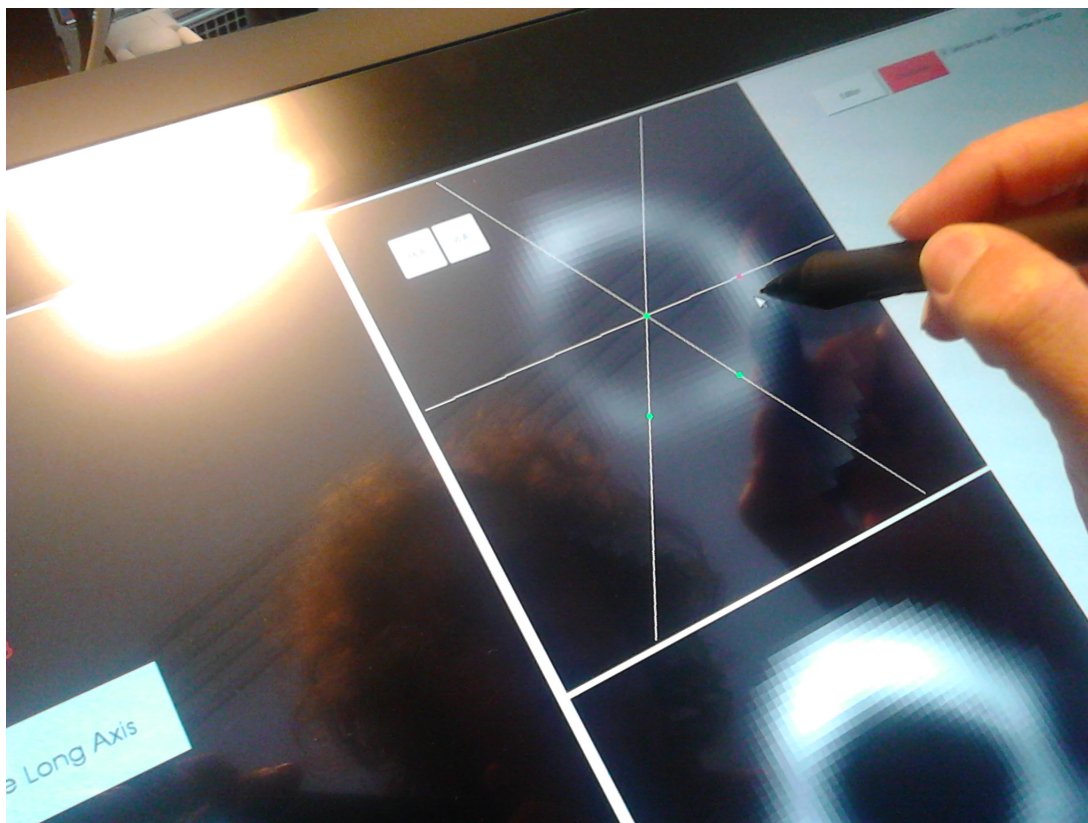


FIGURE 4.5 – Sélection des points nodaux contraints sur les secteurs pour initialiser la surface sur la coupe médiane avec le stylet.

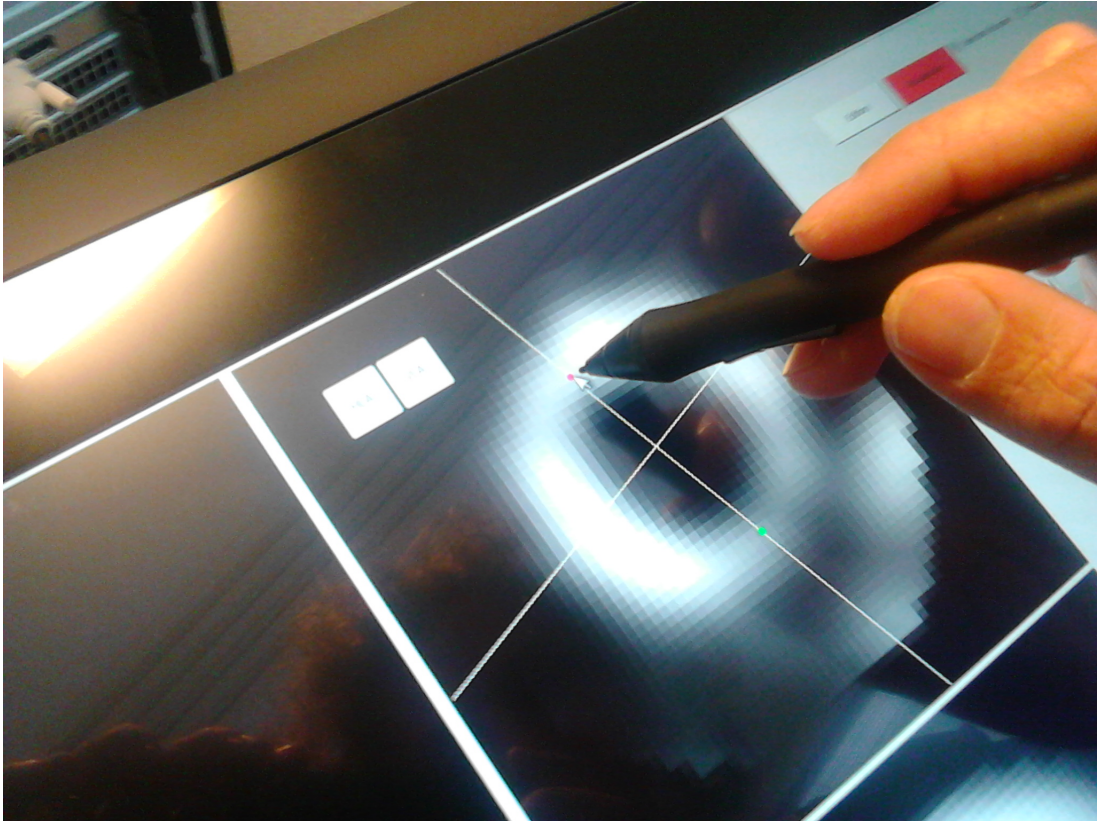


FIGURE 4.6 – Sélection des points nodaux contraints sur les secteurs pour initialiser la surface sur la coupe apicale avec le stylet.



FIGURE 4.7 – Manipulation avec deux doigts de la surface 3D pour l'orienter dans l'espace.

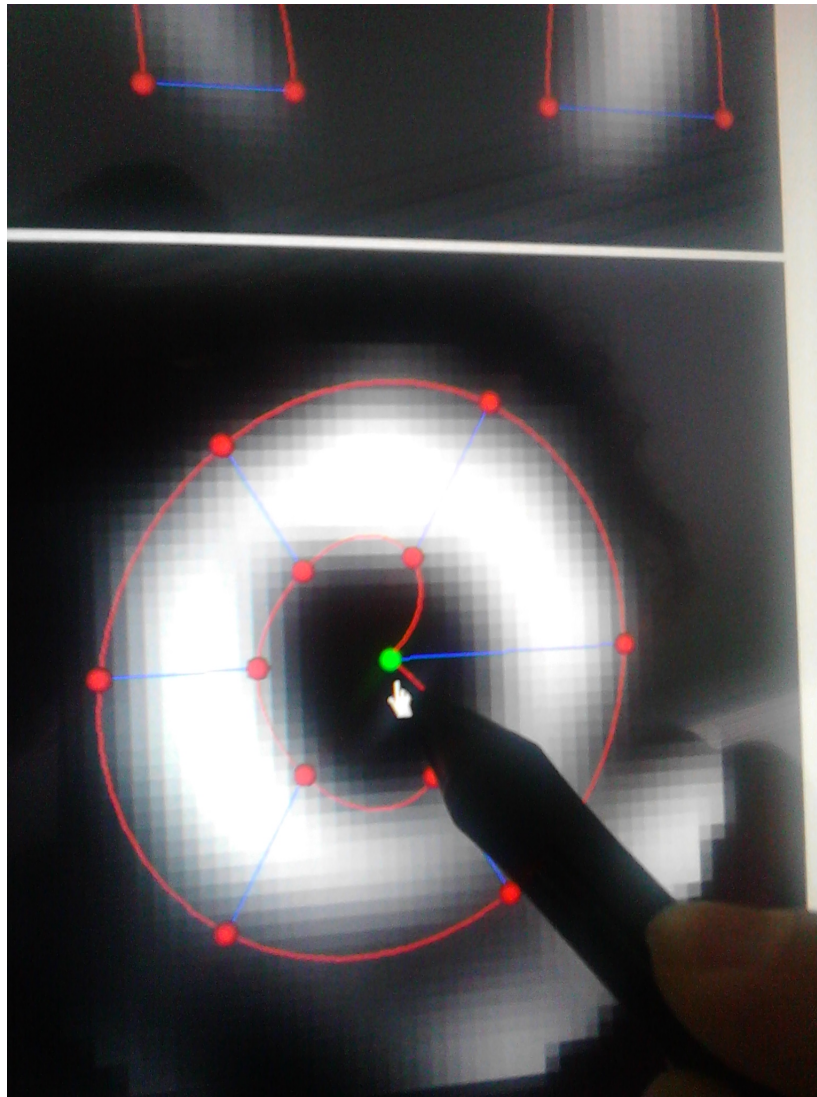


FIGURE 4.8 – Correction interactive d'un nœud de la surface à l'aide du stylet.

Bras haptique

A titre expérimental, nous avons connecté un système à retour d'effort, pour aider l'utilisateur lors de la phase de correction. Le bras haptique utilisé est un Sensable Phantom Omni (Fig. 4.9). Il permet d'obtenir une information à 6 degrés de liberté sur la position et l'orientation du stylet placé à l'extrémité d'un bras mécanique avec la possibilité d'appliquer des forces. Les mouvements du bras sont directement référencés dans l'espace 3D de représentation des objets.



FIGURE 4.9 – Bras haptique Phantom Omni.

Le monde physique est construit par un ensemble de points magnétiques correspondant aux points nodaux visibles à la surface du myocarde. La position du bras haptique dans le monde virtuel est matérialisée par un avatar, qui est simplement une petite sphère.

Si l'utilisateur approche l'avatar d'un des points magnétiques, il ressentira une force d'attraction. Pour arracher le point à sa position, il suffit d'appliquer un effort supérieur à un certain seuil. Ce procédé d'aimantation est nécessaire pour faire ressentir à l'utilisateur qu'il a capturé le point. En effet, il existe toujours une ambiguïté sur la profondeur due à la projection des objets 3D à l'écran. L'aimantation est appliquée lorsque l'avatar se projette sur le point.

Une fois libéré, le point est guidé le long des limites de la sectorisation. Les mêmes forces utilisées pour le modèle déformable et calculées à partir des images lui sont appliquées. L'utilisateur ressent les forces issues de l'image auxquelles il impose une résistance en retour. Il agit sur un ou plusieurs nœuds du modèle qui est remis à jour en temps réel (Fig. 4.10).

2 Utilisation interactive des modèles déformables

Une fois que les contours ont convergé, notre modèle permet à l'utilisateur de corriger rapidement les résultats sans reprendre la chaîne de traitements depuis le début. Bien entendu la phase de correction doit être rapide et intuitive. Il suffit



FIGURE 4.10 – Utilisation du bras haptique pour le déplacement d’un nœud sur notre modèle 3D.

de déplacer les points nodaux mal positionnés de la courbe. En général, ils le sont car ils ont rencontré un minimum local depuis leur position initiale. Les forces qui s’appliquent aux nœuds sont calculées en temps réel pour agir comme des forces de rappel qui s’opposent au déplacement de l’utilisateur : elles sont minimales à la position attendue qui doit correspondre au minimum global, comme illustré sur la figure 4.11(a). L’action de l’utilisateur permet de faire sortir le modèle du minimum local car il s’oppose aux forces antagonistes de l’image (Fig. 4.11(b)). Une fois le contour dans la zone d’attraction correspondant à une convexité de la fonction d’énergie, les forces de l’image le guident au contraire vers le minimum global. La perception des forces peut être de deux types : visuelle sous la forme de vecteur indiquant à la fois une amplitude et une direction à l’utilisateur et/ou sensitive avec le retour d’effort du système haptique.

2.1 Cas de la segmentation interactive

Lorsque que l’utilisateur agit sur un nœud, c’est l’ensemble du contour (en 2D) ou de la surface (en 2D+t ou 3D) qui est affecté. Il y a deux façons de gérer la modification des autres nœuds. La plus immédiate consiste à considérer le nœud modifié comme fixe et de faire converger automatiquement les autres nœuds du modèle déformable soumis aux forces de l’image et aux forces élastiques du modèle dual. La modification de la position d’un nœud en modifiant les potentiels d’énergie est susceptible de faire sortir les autres nœuds de leur minima locaux. Cette méthode permet de propager simplement la modification de la courbe en spatial et en temporel. Nous l’avons testée en 2D avec le retour visuel des forces sous forme de flèches. Le rafraîchissement de l’affichage était suffisamment fluide, mais il reste à valider la méthode en 2D+t et 3D et surtout avec le périphérique haptique qui nécessite une mise à jour plus rapide, à la fréquence d’au moins 100Hz, pour que la sensation soit réaliste.

Une autre mise à jour plus immédiate du modèle dans le cas spatio-temporel est de procéder par filtrage temporel. La modification d’un nœud peut être assimilée à une impulsion au niveau du signal temporel constitué par les variations de ses coordonnées au cours du temps. Pour donner de la cohérence temporelle, il est possible d’utiliser le filtrage fréquentiel du modèle 2D+t (3.73). Le problème est que le filtrage

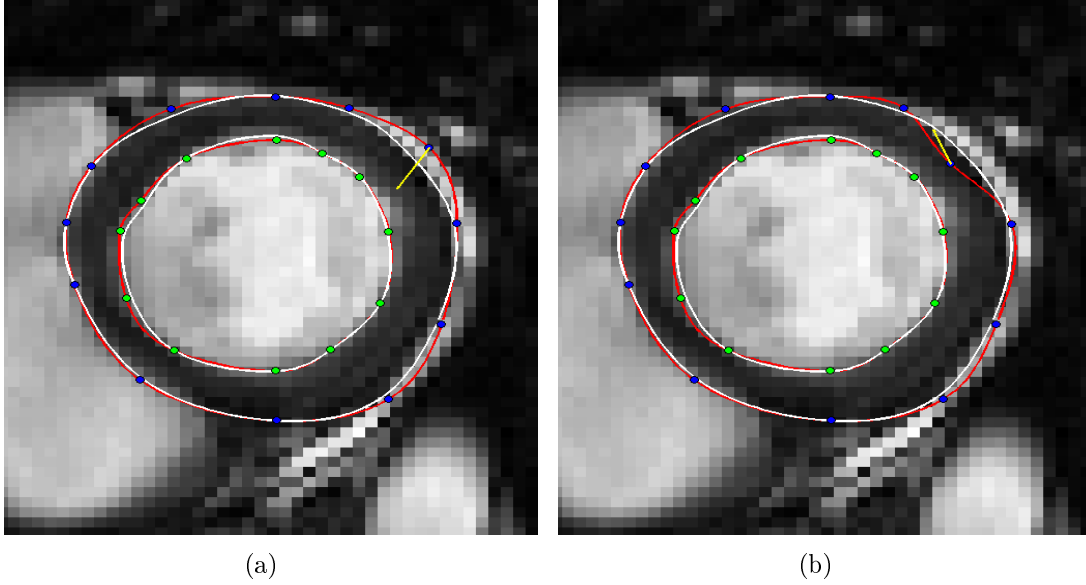


FIGURE 4.11 – Déplacement d'un point pour la correction interactive du contour : a) la force issue de l'image est dans la même direction que l'interaction de l'utilisateur qui va vers le minimum d'énergie ; b) la force de l'image est dans la direction opposée à celle de l'utilisateur qui s'éloigne du minimum d'énergie.

va atténuer l'impulsion correspondant au déplacement. Il en résulte que le point imposé par l'utilisateur n'appartient plus à la surface générée. Une solution pour s'affranchir de cela est de remettre à l'échelle globalement le signal filtré.

Soient les nœuds temporels \mathbf{P}_{il}^0 , $l \in [0, N - 1]$ représentant la surface initiale avant modification et soit la modification $\delta\mathbf{P}_{ij} = (\delta x_{ij} \ \delta y_{ij})^T$ imposée par l'utilisateur. Elle engendre une modification du signal temporel de la quantité :

$$\Delta\mathbf{P}_i(t) = (\Delta x_i(t) \ \Delta y_i(t))^T = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{N-1} \delta\mathbf{p}_{ij} H_l \omega_l(t), \quad (4.1)$$

où les $\delta\mathbf{p}_{ij}$ sont les coefficients de Fourier de la décomposition des $\delta\mathbf{P}_{ij}$, théoriquement égaux à un déphasage unitaire en fréquences comme ils résultent de la transformée de Fourier d'un Dirac décalé en temps.

Au nœud \mathbf{P}_{ij} , les coefficients de la variation induite par les modifications en δx_{ij} et δy_{ij} sont respectivement :

$$\begin{cases} \alpha_{ij} &= \frac{\delta x_{ij}}{\Delta x_{ij}}, \\ \beta_{ij} &= \frac{\delta y_{ij}}{\Delta y_{ij}}. \end{cases} \quad (4.2)$$

Lorsque l'on déplace le nœud les coefficients α_{ij} et β_{ij} augmentent, et la surface évolue en ajoutant aux nœuds :

$$\mathbf{P}_{ij} = \mathbf{P}_{ij}^0 + (\alpha_{ij} \Delta x_{il} \ \beta_{ij} \Delta y_{il})^T, \quad l \in [0, N - 1], \quad (4.3)$$

et le même processus s'applique aux coefficients de Fourier :

$$\mathbf{p}_{il} = \mathbf{p}_{il}^0 + H_l (\alpha_{ij} \delta\mathbf{p}_{x_{il}} \ \beta_{ij} \delta\mathbf{p}_{y_{il}})^T, \quad l \in [0, N - 1]. \quad (4.4)$$

Il est à noter que si l'on impose un déplacement le long d'une droite, comme celle de la sectorisation, les coefficients α_{ij} et β_{ij} seront égaux. D'autre part, les incréments temporels et fréquentiels peuvent être précalculés à la sélection du nœud et les coordonnées des nœuds ne seront définitivement mises à jour que lorsque la souris est relâchée.

2.2 Résultats

Le tableau 4.1 présente les résultats de la segmentation après que l'utilisateur ait corrigé le contour avec la méthode présentée dans la section 2.1 en 2D. Dans le meilleur des cas, l'utilisateur a du modifier cinq nœuds sur les deux images en télésystole et télédiastole, dans le pire cas une dizaine. La modification de la position de ces nœuds a permis de refaire converger le modèle en 2D. Avec la même configuration machine, le temps de correction moyen est de l'ordre de la minute. Ainsi nous constatons, que les résultats obtenus pour l'endocarde ont été améliorés : en moyenne la distance perpendiculaire moyenne est de 1,86 mm et l'indice de Dice correspondant de 0,90 au lieu de 3,02 mm et de 0,83 respectivement sans la correction. La segmentation de l'épicarde est elle aussi meilleure. Ainsi, l'utilisateur en intervenant simplement et rapidement sur les résultats permet au modèle de converger une nouvelle fois de façon plus précise, permettant ainsi d'obtenir de meilleurs résultats pour l'estimation des indices cliniques.

Il est très probable que le nombre de points à modifier sera diminué avec la version interactive du modèle 2D+t qui n'a pas encore été implémentée sur la plateforme.

	DPM endo (mm)	DPM épi (mm)	DI endo	DI épi
SC-HF-I-05	1,98	1,50	0,92	0,95
SC-HF-I-06	1,79	1,80	0,92	0,94
SC-HF-I-07	1,80	1,97	0,91	0,93
SC-HF-I-08	2,37	2,29	0,90	0,93
SC-HF-NI-07	1,92	1,75	0,92	0,95
SC-HF-NI-11	1,69	1,51	0,93	0,95
SC-HF-NI-31	1,97	1,85	0,90	0,94
SC-HF-NI-33	1,64	1,73	0,90	0,93
SC-HYP-06	1,45	2,27	0,89	0,92
SC-HYP-07	1,95	1,51	0,89	0,95
SC-HYP-08	1,95	1,60	0,85	0,94
SC-HYP-37	2,10	1,89	0,90	0,94
SC-N-05	1,93	1,83	0,86	0,92
SC-N-06	1,61	1,91	0,90	0,93
SC-N-07	1,74	1,78	0,88	0,92
Moyenne	$1,86 \pm 0,22$	$1,81 \pm 0,24$	$0,90 \pm 0,02$	$0,94 \pm 0,01$

TABLE 4.1 – Résultat après correction interactive 2D de la segmentation.

3 Couplage avec l'estimation de mouvement

Dans le cadre du projet 3DStrain, segmentation et estimation du mouvement doivent coopérer pour permet une estimation robuste du *strain*. Nous avons mis en place deux types de couplage. Les approches proposées résultent d'un travail collaboratif avec un autre doctorant du projet 3DSTRAIN, Viateur Tuysieng. Sa thèse portait sur l'estimation du mouvement et des déformations myocardiques par approches variationnelles, en particulier en assimilation de données.

La première version du couplage est issue de travaux préliminaires [84] et nous l'avons appelée couplage faible car il s'agit simplement de construire un terme d'énergie de segmentation à partir des vitesses estimées.

Pour la seconde version appelée couplage fort, nous avons réfléchi ensemble à la meilleure façon d'intégrer les modèles déformables dans le processus d'assimilation variationnelle. Dans l'annexe A, un résumé du principe de l'assimilation variationnelle est présenté. L'implémentation pratique du couplage a été confiée à Christian NGuyen lors de son stage de master 2.

3.1 Couplage faible avec l'estimation du mouvement

Notre but est de construire un terme d'énergie frontière prenant en compte à la fois le champ de vitesse $\mathbf{w} = (u, v)^T$, qui donne la direction de la frontière de l'objet, et le gradient de l'image pour stopper la propagation.

Un champ intermédiaire de vitesse est construit à partir d'un processus variationnel très similaire à celui du GVF [89], excepté que c'est un champ de vecteurs \mathbf{w}' , combinaison entre le gradient de l'image et la vitesse, qui est diffusé (Fig. 4.12). En outre, lorsque l'amplitude du mouvement n'est pas significative, celui-ci est remplacé par le gradient de la façon suivante :

$$\mathbf{w}' = (u', v')^T = \begin{cases} \text{signe}(\nabla I \cdot \mathbf{w}) \|\nabla I\| \frac{\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|}, & \text{si } \|\mathbf{w}\| > \delta, \\ \nabla I & \text{sinon,} \end{cases} \quad (4.5)$$

où δ est un seuil de significativité du mouvement (généralement un pixel). Le champ de vecteurs de mouvement diffusé $\mathbf{w}'' = (u'', v'')^T$ minimise la fonctionnelle d'énergie suivante :

$$\varepsilon = \int_{\Omega} \mu(u_x'^2 + u_y'^2 + v_x'^2 + v_y'^2) + \|\mathbf{w}'\|^2 \|\mathbf{w}'' - \mathbf{w}'\|^2 dx dy, \quad (4.6)$$

et est solution des équations d'Euler-Lagrange suivantes :

$$\begin{cases} \mu \Delta u'' - (u'' - u')(u'^2 + v'^2) = 0, \\ \mu \Delta v'' - (v'' - v')(u'^2 + v'^2) = 0. \end{cases} \quad (4.7)$$

Une énergie frontière E_b est construite conformément à l'équation (2.1).

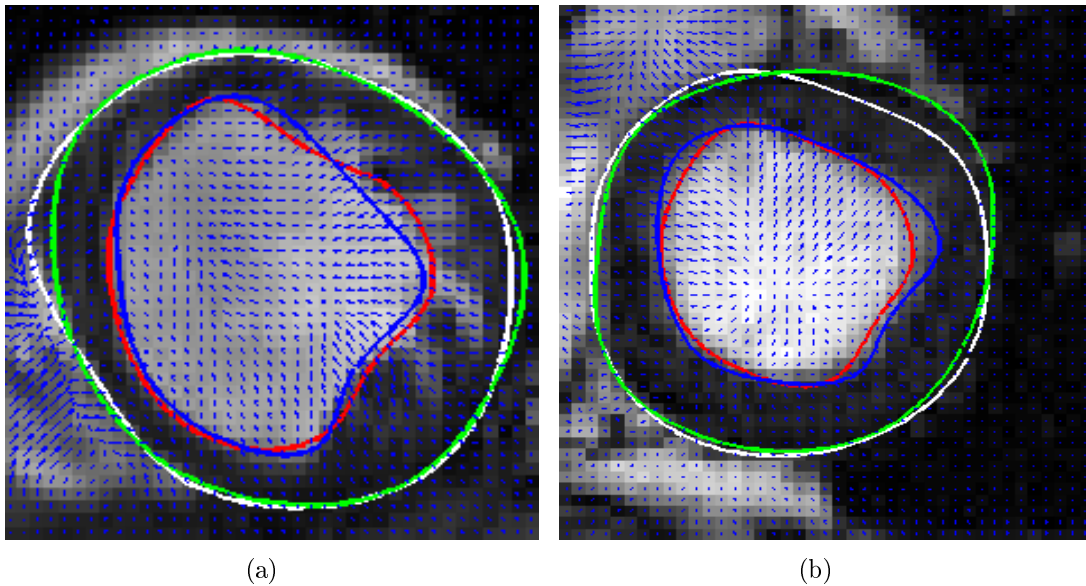


FIGURE 4.12 – Résultats de l'évaluation du mouvement (vecteurs bleus) et de la segmentation du myocarde (courbes rouges et blanches) comparée au contourage expert (courbes vertes et bleues).

Alors la fonction φ du gradient de forme (2.2) correspond au terme géodésique suivant :

$$\begin{aligned} \varphi(\Gamma(s, t)) &= -\frac{\partial \mathbf{w}'' \cdot \mathbf{n}(s)}{\partial \mathbf{n}} - \kappa(s) |\mathbf{w}'' \cdot \mathbf{n}(s)| \\ &= -(\nabla \mathbf{w}''(s) \mathbf{n}(s)) \cdot \mathbf{n}(s) - (\nabla \mathbf{n}(s) \mathbf{n}(s)) \cdot \mathbf{w}''(s, t) - \kappa(s) |\mathbf{w}'' \cdot \mathbf{n}(s)|, \end{aligned} \quad (4.8)$$

où κ est la courbure du contour.

L'équation d'évolution pour chaque noeud \mathbf{P}_i est donnée par :

$$\partial_t \mathbf{P}_i + \frac{\partial E}{\partial \mathbf{P}_i} = \partial_t \mathbf{P}_i + dE \left(\Gamma, \frac{\partial \Gamma}{\partial \mathbf{P}_i} \right) \frac{\partial \Gamma}{\partial \mathbf{P}_i} = 0. \quad (4.9)$$

La figure 4.13 montre un résultat de l'utilisation de cette vitesse lors de la segmentation d'une séquence temporelle en IRM. Les champs de déplacements ont été évalués entre chaque image.

3.2 Couplage fort avec l'estimation du mouvement

Le couplage entre le mouvement et les termes d'énergies image pour la propagation du contour est immédiat en assimilation de données. En effet, le mouvement est la dérivée temporelle de la position et peut être directement intégré à l'opérateur d'évolution \mathbb{M} et les termes d'énergie région ou frontière à l'opérateur d'observation \mathbb{H} .

Les coordonnées des noeuds \mathbf{P}_i des B-splines sont les composantes du vecteur de variables d'état : $\mathcal{X} = (\mathbf{P}_1 \dots \mathbf{P}_i \dots \mathbf{P}_M)^T$.

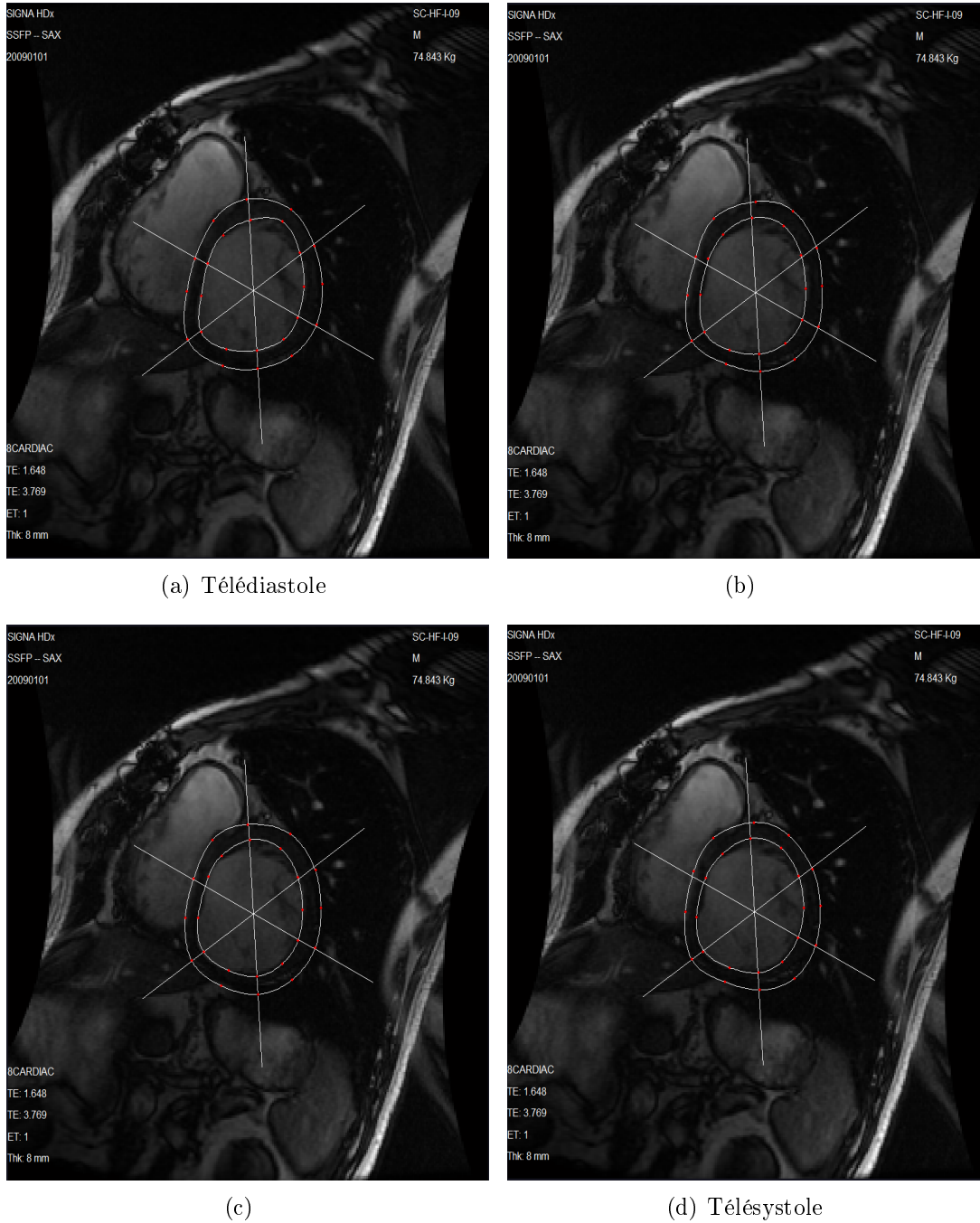


FIGURE 4.13 – Résultat de la segmentation par couplage faible avec l'estimation du mouvement. Patient SC-HF-I-09.

La façon la plus simple de construire l'opérateur d'évolution \mathbb{M} est leur propre mouvement pour appliquer aux points nodaux :

$$\mathbb{M}(\mathbf{P}_i) = \mathbf{w}(\mathbf{P}_i). \quad (4.10)$$

Cependant, comme cette approche est susceptible d'être sensible au bruit, il est préférable de considérer le mouvement sur un voisinage influencé par le point nodal courant :

$$\mathbb{M}(\mathbf{P}_i) = \frac{\int_{\Gamma} \mathbf{w}(\Gamma(s)) \mathbf{n}(s) \cdot \mathbf{V}_i ds}{\int_{\Gamma} \mathbf{n}(s) \cdot \mathbf{V}_i ds}, \quad (4.11)$$

où $\mathbf{V}_i = B_i^3(s) \mathbf{N}(\mathbf{P}_i)$ avec $\mathbf{N}(\mathbf{P}_i)$ la normale du nœud \mathbf{P}_i . Il s'agit ici d'effectuer une moyenne pondérée des points échantillonnés de la B-spline en fonction de l'orientation de leur normale \mathbf{n} par rapport à celle du point nodal $\mathbf{N}(\mathbf{P}_i)$ et en fonction de leur distance à \mathbf{P}_i grâce à B_i^3 utilisée comme fenêtrage.

Pour les deux expressions (4.10) et (4.11), les opérateurs tangents linéaires par rapport à \mathbf{P}_i sont respectivement donnés par :

$$\partial_{\mathbf{P}_i} \mathbb{M} = \begin{pmatrix} u_x & 0 \\ 0 & v_y \end{pmatrix}, \quad (4.12)$$

et :

$$\partial_{\mathbf{P}_i} \mathbb{M} = \frac{1}{\int_{\Gamma} \mathbf{n}(s) \cdot \mathbf{V}_i ds} \int_{\Gamma} \begin{pmatrix} u_x & 0 \\ 0 & v_y \end{pmatrix} \frac{\partial \Gamma(s)}{\partial \mathbf{P}_i} \mathbf{n}(s) \cdot \mathbf{V}_i ds. \quad (4.13)$$

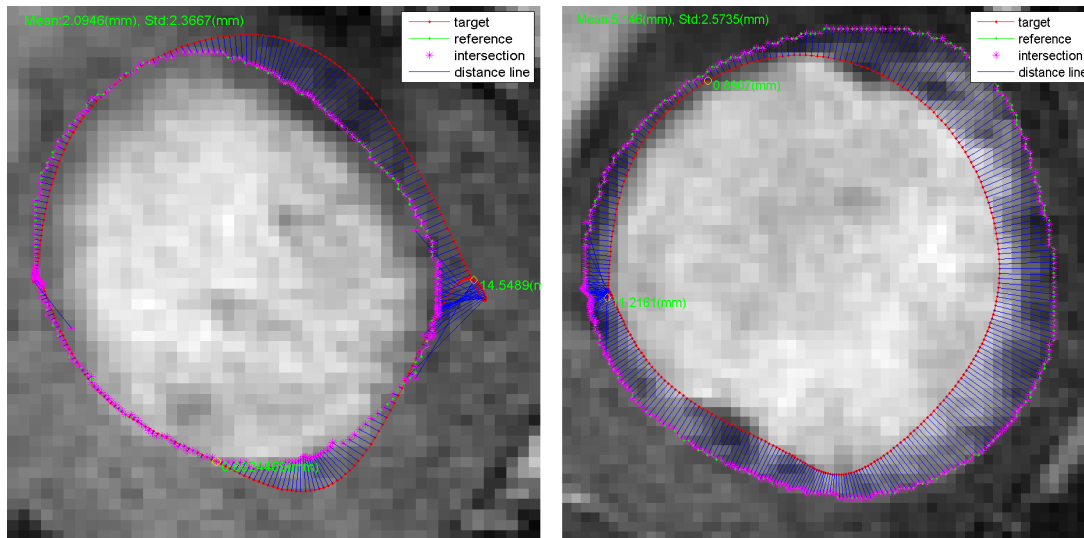
La normale est censée être constante au premier ordre quand les points nodaux se déplacent.

L'opérateur d'observation \mathbb{H} est construit comme étant la dérivée de forme des énergies considérées dans la direction des vitesses admissibles décrites dans la section 3.22 :

$$\begin{aligned} \partial_{\mathbf{P}_i} \mathbb{H} &= dE \left(\Gamma, \frac{\partial \Gamma}{\partial \mathbf{P}_i} \right) \frac{\partial \Gamma}{\partial \mathbf{P}_i} \\ &= \sum_{j=1}^n \left(dE \left(\Gamma, \frac{\partial \Gamma}{\partial a_j} \right) \frac{\partial \Gamma}{\partial a_j} (\mathbf{P}_i) + dE \left(\Gamma, \frac{\partial \Gamma}{\partial b_j} \right) \frac{\partial \Gamma}{\partial b_j} (\mathbf{P}_i) \right), \end{aligned} \quad (4.14)$$

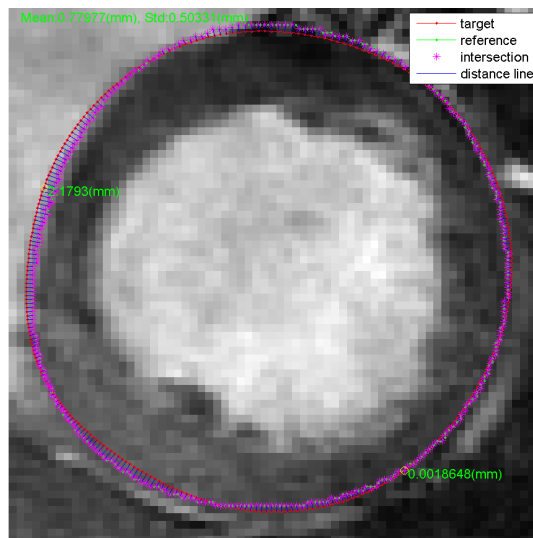
les vitesses admissibles étant les dérivées de la B-spline par rapport aux points nodaux dont le calcul est détaillé en section 2.2.

Nous avons établi une preuve de concept. La recherche empirique des paramètres optimaux de covariance des opérateurs d'évolution et d'observation est délicate. La figure 4.14 présente un résultat de test sur un patient. Nous avons évalué l'indice de Dice, 0,93 et 0,98 (pour l'endocarde et l'épicarde respectivement), et la distance perpendiculaire moyenne, 2,09 mm et 0,78 mm (pour l'endocarde et l'épicarde respectivement). On observe un repliement de la courbe dû au fait, que pour le moment la contrainte de sectorisation n'a pas encore été appliquée au modèle. Ces résultats expérimentaux sont encourageants.



(a) Résultat de l'endocarde en télésystole.

(b) Résultat de l'endocarde en télédiaстole.



(c) Résultat de l'épicarde en télédiaстole.

FIGURE 4.14 – Résultat du couplage entre l'assimilation de données et la segmentation. En rouge le résultat, en violet la segmentation experte. Images générées par le code d'évaluation du challenge MICCAI [71].

4 Évaluation des indices cliniques liés à la segmentation

En clinique, les contours endocardiques et épocardiques sont utilisés pour quantifier la fonction cardiaque. Les cliniciens, dans le cas de l'étude du ventricule gauche (VG), s'intéressent principalement à deux indices : la masse ventriculaire et le volume de la cavité. Le volume de la cavité est nécessaire pour calculer la fraction d'éjection (FE) qui est le pourcentage du volume de sang éjecté de la cavité. FE ne dépend que de la segmentation de l'endocarde. Pour la masse ventriculaire en revanche, les deux surfaces endocardique et épocardique sont nécessaires. Les calculs de ces indices cliniques ne nécessitent qu'une segmentation de deux instants du cycle cardiaque, celui de la télédiastole et celui de la télésystole. Le tableau 4.2 présente les fractions d'éjection et les masses ventriculaires gauche pour chaque patient, évalués à partir des segmentations du modèle 2D avec les deux méthodes d'optimisation proposées. Le tableau 4.3 présente les mêmes indices, mais pour le 2D+t. Il donne d'autre part les écarts relatifs entre les valeurs expertes et les valeurs estimées pour les deux indices. Le tableau 4.7 présente l'évaluation des volumes moyens, par groupe de patients, de la cavité en systole et en diastole pour chaque méthode. Le tableau 4.8 présente les coefficients de corrélation pour chaque indice clinique évalué entre nos évaluations et l'évaluation manuelle. Enfin le tableau 4.9 présente les évaluations de la fraction d'éjection et de la masse ventriculaire gauche par les publications du challenge MICCAI. Seules deux publications ont fourni tous les indices cliniques qu'ils ont évalués.

Pour plus de lisibilité, nous avons calculé les indices moyens pour chaque groupe de patients, ainsi que leur écart relatif aux valeurs expertes. Ils sont présentés dans les tableaux 4.5, pour les modèle 2D et 2D+t.

L'écart relatif pour les évaluations de la fraction d'éjection est très faible dans le cas du 2D (Tab. 4.5), avec une optimisation par descente de gradient simple pour les groupes HYP et N, où l'épaississement du myocarde est modéré. Cependant pour le groupe HF, où l'épaississement est très prononcé, nous constatons une fraction d'éjection en moyenne sous-évaluée. De plus, dans le cas du 2D avec une optimisation par descente de gradient multi-objectif (Tab. 4.5), tous les écarts relatifs sont très faibles, sauf pour le groupe HF-I. Quand au 2D+t (Tab. ??), les fractions d'éjection sont sous-estimées par rapport aux valeurs attendues, avec des écarts relatifs relativement importants compris entre 10% et 27%. Cela est probablement dû à une sous-évaluation du contour endocardique, plus prononcée en télésystole qu'en télédiastole (Tab. 3.3).

La masse ventriculaire est en moyenne surévaluée pour toutes les méthodes du fait de la sous-estimation du contour endocardique. C'est le cas en 2D, sauf pour le groupe HYP, où l'écart relatif est très faible. L'optimisation par descente de gradient multi-objectif augmente l'évaluation de la masse. Dans le cas du 2D+t, la masse est surévalué, mais l'écart est plus petit qu'en 2D pour les groupes HF et HYP ; cependant pour le groupe N, comme pour le 2D multi-objectif, l'écart relatif est beaucoup plus important qu'en 2D par descente de gradient simple. Les volumes

sont presque systématiquement surévalués 4.7, en 2D+t le biais est plus faible. Ces surévaluations sont dues à l'absence de gestion des piliers et des trabéculations qui parfois bloquent la convergence des modèles déformables car ils constituent des minima locaux. Cependant la modification interactive peut permettre de les gérer en autorisant le modèle à passer outre le minimum en question. De plus l'approche 2D+ t interactive ne nécessite pas une retouche systématique sur toutes les images, la modification étant propagée automatiquement à toutes les images de la séquence. Le tracé optimal doit intégrer les piliers dans la cavité afin de se rapprocher des véritables valeurs de volume tout en ne surestimant pas l'épaisseur du myocarde.

Patients	2D avec optimisation par descente de gradient simple		2D avec optimisation par descente de gradient multi-objectifs		Evaluations manuelles	
	FE (%)	MVG (g)	FE (%)	MVG (g)	FE (%)	MVG (g)
SC-HF-I-05	35,85	160,79	30,75	157,30	33,03	115,45
SC-HF-I-06	20,29	176,60	20,87	197,41	25,78	147,34
SC-HF-I-07	20,26	125,02	13,74	132,74	28,18	114,12
SC-HF-I-08	19,95	160,82	19,75	203,84	21,42	124,40
SC-HF-I-09	6,42	240,90	8,30	245,39	9,72	215,33
SC-HF-I-10	16,10	226,20	16,68	247,59	16,75	171,17
SC-HF-I-11	14,48	109,83	12,44	180,86	13,74	102,53
SC-HF-I-12	32,85	160,61	35,30	134,03	37,80	127,33
SC-HF-NI-07	25,74	167,72	14,51	155,73	12,91	130,54
SC-HF-NI-11	16,71	199,25	14,32	242,77	14,84	158,25
SC-HF-NI-12	32,71	224,77	29,90	292,52	31,38	155,86
SC-HF-NI-13	18,72	86,75	39,42	96,83	21,75	108,59
SC-HF-NI-14	42,05	117,75	35,52	106,58	32,59	119,72
SC-HF-NI-15	60,72	30,48	44,61	133,33	42,64	88,55
SC-HF-NI-31	37,09	183,06	33,49	222,97	35,59	127,38
SC-HF-NI-33	52,89	174,95	40,58	171,49	58,35	130,78
SC-HYP-06	48,18	96,51	28,37	99,50	60,43	91,59
SC-HYP-07	59,75	177,31	39,31	185,11	62,27	133,55
SC-HYP-08	58,34	167,15	51,36	199,37	58,69	278,17
SC-HYP-09	70,54	116,32	53,19	100,92	63,41	71,89
SC-HYP-10	59,77	93,00	48,12	77,10	61,34	114,08
SC-HYP-11	39,06	90,05	10,93	32,14	62,74	67,18
SC-HYP-12	76,98	62,20	36,96	85,88	60,53	54,72
SC-HYP-37	69,06	144,46	62,28	110,29	71,68	125,38
SC-N-05	71,39	80,28	49,00	106,07	62,81	73,50
SC-N-06	52,52	94,30	37,98	128,10	54,59	64,02
SC-N-07	59,44	138,13	48,34	177,04	59,06	102,34
SC-N-09	61,40	156,60	48,40	192,30	58,56	108,35
SC-N-10	63,71	63,39	43,05	179,66	71,52	152,02
SC-N-11	60,01	148,02	49,90	109,67	55,22	89,77

TABLE 4.2 – Evaluation des indices cliniques pour le modèle 2D.

Le tableau 4.6, présente l'évaluation des indices et leur écart relatif après correction interactive en 2D. Les écarts relatifs pour la fraction d'éjection sont très faibles, moins de 10%, avec un excellent écart relatif pour le groupe HF-I de 0,79%. Cependant, pour l'évaluation de la masse ventriculaire, l'écart relatif des groupes HF-NI, HYP et N sont moins bons qu'en 2D par descente de gradient simple, contrairement à celui du groupe HF-I qui est plus faible.

L'interaction de l'utilisateur tend à guider le contour vers une solution plus stable qui est reproductible entre les images de télésystole et de télédiastole. Il en résulte une erreur faible sur la fraction d'éjection.

Patients	2D+t		Evaluations manuelles		Écart relatif FE (%)	Écart relatif MVG (%)
	FE (%)	MVG (g)	FE (%)	MVG (g)		
SC-HF-I-05	24,34	94,14	33,03	115,45	26,3	18,45
SC-HF-I-06	11,55	131,46	25,78	147,34	55,2	10,78
SC-HF-I-07	29,21	77,89	28,18	114,12	3,6	31,75
SC-HF-I-08	18,87	133,46	21,42	124,40	11,9	7,29
SC-HF-I-09	9,19	250,12	9,72	215,33	5,4	16,16
SC-HF-I-10	14,35	286,72	16,75	171,17	14,4	67,51
SC-HF-I-11	10,41	137,30	13,74	102,53	24,2	33,91
SC-HF-I-12	37,66	147,10	37,80	127,33	0,4	15,52
SC-HF-NI-07	7,52	143,32	12,91	130,54	41,7	9,79
SC-HF-NI-11	10,63	151,36	14,84	158,25	28,3	4,35
SC-HF-NI-12	29,53	221,44	31,38	155,86	5,9	42,07
SC-HF-NI-13	16,98	128,73	21,75	108,59	21,9	18,55
SC-HF-NI-14	29,40	125,77	32,59	119,72	9,8	5,05
SC-HF-NI-15	33,25	116,48	42,64	88,55	22,0	31,54
SC-HF-NI-31	36,84	127,39	35,59	127,38	3,5	0,01
SC-HF-NI-33	37,83	136,71	58,35	130,78	35,2	4,53
SC-HYP-06	43,71	64,23	60,43	91,59	27,7	29,87
SC-HYP-07	54,29	115,81	62,27	133,55	12,8	13,28
SC-HYP-08	41,99	153,29	58,69	278,17	28,5	44,89
SC-HYP-09	59,89	110,93	63,41	71,89	5,6	54,31
SC-HYP-10	33,84	108,18	61,34	114,08	44,8	5,17
SC-HYP-11	32,65	103,81	62,74	67,18	48,0	54,53
SC-HYP-12	41,22	75,55	60,53	54,72	31,9	38,07
SC-HYP-37	58,61	113,96	71,68	125,38	18,2	9,11
SC-N-05	61,03	90,21	62,81	73,50	2,8	22,73
SC-N-06	45,32	111,78	54,59	64,02	17,0	74,61
SC-N-07	61,36	129,26	59,06	102,34	3,9	26,31
SC-N-09	45,43	183,85	58,56	108,35	22,4	69,69
SC-N-10	70,47	193,82	71,52	152,02	1,5	27,49
SC-N-11	41,57	127,61	55,22	89,77	24,7	42,16

TABLE 4.3 – Évaluation des indices cliniques pour le modèle 2D+t.

Patients	FE (%)	MVG (g)
SC-HF-I-05	28,14	105,46
SC-HF-I-06	20,98	170,85
SC-HF-I-07	30,51	134,08
SC-HF-I-08	14,31	186,06
SC-HF-NI-07	15,60	160,02
SC-HF-NI-11	19,63	184,35
SC-HF-NI-31	38,63	153,54
SC-HF-NI-33	57,62	132,74
SC-HYP-06	35,52	106,34
SC-HYP-07	59,91	181,78
SC-HYP-08	38,54	180,85
SC-HYP-09	59,89	110,93
SC-HYP-10	33,84	108,18
SC-HYP-11	32,65	103,81
SC-HYP-12	41,22	75,55
SC-HYP-37	58,61	113,96
SC-N-05	61,03	90,21
SC-N-06	40,32	111,78
SC-N-07	34,36	129,26
SC-N-09	35,43	183,85
SC-N-10	31,47	193,82
SC-N-11	41,57	127,61

TABLE 4.4 – Évaluation des indices cliniques après correction interactive des contours.

			SC-HF-I	SC-HF-NI	SC-HYP	SC-N
2D avec optimisation par descente de gradient simple	FE	Moyenne	20,78	35,83	60,21	61,41
		Écart-relatif	10,85	14,63	3,87	1,86
	MVG	Moyenne	170,10	148,09	118,38	113,46
		Écart-relatif	21,75	16,19	1,12	15,38
2D avec optimisation par descente de gradient multi-objectifs	FE	Moyenne	19,73	31,54	60,91	58,50
		Écart-relatif	15,34	0,92	2,71	2,28
	MVG	Moyenne	187,40	177,78	116,41	120,64
		Écart-relatif	34,13	39,48	4,94	51,33
2D+t	FE	Moyenne	19,45	25,25	45,78	54,20
		Écart-relatif	16,55	19,22	26,92	10,11
	MVG	Moyenne	157,27	143,90	105,72	139,42
		Écart-relatif	12,57	12,90	9,69	41,79
Manuelle	FE	Moyenne	23,30	31,26	62,64	60,29
	MVG	Moyenne	139,71	127,46	117,07	98,33

TABLE 4.5 – Moyennes et écarts relatifs aux valeurs expertes des indices cliniques obtenus avec les modèles 2D et 2D+t par groupe de patients.

			SC-HF-I	SC-HF-NI	SC-HYP	SC-N
2D correction	FE	Moyenne	23,49	32,87	64,94	55,09
		Écart-relatif	0,79	5,16	3,67	8,63
	MVG	Moyenne	149,11	157,66	140,10	72,17
		Écart-relatif	6,73	23,70	19,67	26,61
Manuelle	FE	Moyenne	23,30	31,26	62,64	60,29
	MVG	Moyenne	139,71	127,46	117,07	98,33

TABLE 4.6 – Moyennes et écarts relatifs aux valeurs expertes avec le modèle 2D après correction interactive par groupe de patients.

	SC-HF-I		SC-HF-NI		SC-HYP		SC-N		
	Moyenne	Ecart relatif	Moyenne	Ecart relatif	Moyenne	Ecart relatif	Moyenne	Ecart relatif	
2D	VDC	171,57	15,74	200,57	22,67	90,12	36,90	92,06	23,88
	VSC	130,20	12,73	118,58	33,33	32,62	36,37	30,56	31,46
2D multi-objectif	VDC	188,38	7,49	227,09	12,44	133,32	6,65	94,04	22,24
	VSC	138,77	6,99	152,45	14,28	45,67	10,93	40,87	8,33
2D+t	VDC	191,88	5,77	229,86	11,37	115,08	19,43	96,60	20,12
	VSC	153,95	3,18	166,40	6,44	50,46	1,57	46,21	3,67
2D correctif	VDC	192,85	5,29	248,11	4,34	140,98	1,29	117,64	2,73
	VSC	146,70	1,67	164,21	7,67	44,06	14,06	50,16	12,52
Manuelle	VDC	203,62		259,35		142,82		120,94	
	VSC	149,19		177,86		51,27		44,58	

TABLE 4.7 – Moyennes des volumes diastoliques de la cavité (VDC) et des volumes systoliques de la cavité (VSC) en cm^3 regroupées par groupe de patient.

	SC-HF-I SC-HF-NI SC-HYP SC-N				
	FE	MVG	VDC	VSC	
2D	0,932	0,861	0,303	0,578	
	0,940	0,946	0,725	-0,159	
	0,996	0,969	0,688	0,989	
	0,980	0,759	0,299	0,995	
2D multi-objectif	0,882	0,768	0,765	0,818	
	0,777	0,805	0,790	0,989	
	0,858	0,957	0,973	0,944	
	0,755	0,946	0,999	1,000	
2D+t	0,989	0,959	0,230	0,158	
	0,744	0,642	0,854	0,995	
	0,993	0,996	0,920	0,989	
	0,919	0,962	0,983	0,988	
2D correctif	0,850	0,998	-0,008	0,775	
	0,623	0,811	0,977	0,970	
	0,875	0,991	0,997	0,993	
	0,883	0,999	0,983	1,000	

TABLE 4.8 – Coefficients de corrélation des indices cliniques obtenus par les différentes méthodes.

			SC-HF-I	SC-HF-NI	SC-HYP	SC-N
Lu	FE	Moyenne	29,43	37,99	75,48	69,70
		Ecart relatif	26,28	21,52	20,50	16,60
	MVG	Moyenne	141,83	164,54	169,46	83,44
		Ecart relatif	1,52	29,09	44,75	15,15
Wijnhout	FE	Moyenne	28,11	38,37	55,37	65,89
		Ecart relatif	20,61	22,74	11,61	9,28
	MVG	Moyenne	146,38	180,80	163,99	96,67
		Ecart relatif	4,77	41,85	40,08	1,69

TABLE 4.9 – Moyennes et écarts relatifs aux valeurs expertes de la fraction d'éjection et de la masse ventriculaire gauche des publications MICCAI par groupe de patients.

Conclusion générale et perspectives

Nous avons développé un modèle de segmentation interactive du myocarde fondé sur le modèle de *B-spline snake* [9]. Notre modèle couple des énergies simples de type Chan et Vese [16] et GVF [89], ainsi qu'une énergie agissant comme un terme de régularisation de l'épaisseur du myocarde. Ces énergies ont été exprimées dans le formalisme des gradients de forme [23]. Nous avons commencé par développer le modèle en 2D et nous l'avons validé sur des données réelles de ciné IRM acquises sur patient. Nous avons montré que notre formalisme de segmentation offre de bons résultats en termes d'indices de segmentation.

Le modèle 2D a été ensuite étendu en 2D+t, grâce au formalisme tensoriel, permettant ainsi de prendre en compte le caractère temporel et cyclique du mouvement cardiaque. Nous l'avons évalué sur les mêmes données réelles qu'en 2D, ce qui a permis d'identifier les points forts et les points faibles de l'algorithme. Parmi les points forts, les segmentations sont plus robustes et présentent de meilleurs indices de segmentation qu'en 2D, en particulier sur les coupes basales et apicales. Cependant, l'évaluation de la fraction d'éjection est sous-estimée, probablement du fait d'une sous-évaluation du contour endocardique, plus prononcée en télésystole qu'en télédiastole. En ce qui concerne la masse ventriculaire gauche, l'indice évalué est meilleur dans les cas où l'épaississement du myocarde est prononcé que dans les cas où il est modéré. Cependant, il est important de noter, que dans le cadre du Challenge MICCAI [71], l'évaluation n'a été réalisée que sur les coupes extrêmes de la séquence, et qu'il serait nécessaire de conduire une évaluation sur toutes les images de la séquence.

Le formalisme tensoriel permet d'étendre facilement le modèle 2D+t au cas 3D. Nous avons utilisé une paramétrisation des surfaces en "balle de fusil tronquée". Dans le mémoire, nous ne présentons qu'une preuve de concept sur des images de TEMP qui sont 3D et isotropes, contrairement à l'IRM qui nécessiterait de recalibrer et d'interpoler les coupes. L'énergie de Chan et Vese a été exploitée pour les deux parois, car les images de TEMP se caractérisent par une absence de contraste marqué et une homogénéité à l'extérieur de l'épicarde comme à l'intérieur de l'endocarde. L'évaluation des indices cliniques montrent que des améliorations sont nécessaires pour une utilisation en routine clinique. En effet, il y a des erreurs importantes entre les méthodes automatiques et les tracés manuels qui font passer des cas normaux à des cas pathologiques. L'évaluation a aussi montré des points faibles de l'algorithme, notamment une difficulté à segmenter les coupes en basal, quand le myocarde n'est plus visible dans l'image, ou à l'apex quand c'est la cavité qui disparaît. Il reste à évaluer plus précisément ce modèle en référence à d'autres méthodes utilisées en médecine nucléaire comme la fraction d'épaississement.

En parallèle au développement de nos modèles, nous nous sommes intéressés à la méthode d'optimisation des énergies. En effet, nous utilisons plusieurs énergies qui, dans un schéma classique, doivent être pondérées. Le choix des poids optimaux est un problème complexe, souvent effectué de façon empirique. Nous avons mis en place une optimisation par descente de gradient multi-objectif qui revient à optimiser les poids de façon adaptative en cours de convergence pour satisfaire de façon optimale à l'ensemble des critères. Cette méthode d'optimisation a permis d'améliorer la segmentation de l'endocarde, ainsi que l'évaluation de la fraction d'éjection pour trois groupes de patients sur quatre. Cependant, la masse ventriculaire gauche restent surévaluée. Dans la suite, nous envisageons de l'implémenter dans les cas $2D+t$ et $3D$.

Dans le cadre du projet 3DStrain, nous avons collaboré avec Viateur Tuyisenge, pour développer des stratégies de couplage entre le mouvement estimé du myocarde et la segmentation. Cette collaboration a conduit d'une part au développement d'une nouvelle énergie pour mettre en mouvement le modèle $2D$, et d'autre part au développement d'une nouvelle méthode d'assimilation de données variationnelle pour la segmentation en $2D+t$. Nous avons établi une preuve de concept pour le couplage entre l'estimation du mouvement et la segmentation. Pour le couplage par assimilation de données/segmentation, nous avons présenté une preuve de concept, qui nécessiterait une évaluation plus complète. La recherche empirique des paramètres optimaux de covariance des opérateurs d'évolution et d'observation est délicate et demande à être améliorée.

L'utilisation d'une représentation par B-spline de nos contours a permis de mettre en place une stratégie de coopération entre l'utilisateur et l'image lors d'une phase de correction interactive. Cette stratégie en $2D$ a offert d'excellents résultats en ne demandant que quelques interactions simples à l'utilisateur. Il reste à évaluer la variabilité intra et inter observateurs. De plus, pour faciliter l'action de l'utilisateur, nous avons étudié et adapté des périphériques pour le cas de la segmentation interactive. L'intérêt de l'utilisation d'un bras haptique est une preuve de concept innovante, mais son influence sur la qualité de la segmentation reste évaluer en clinique. Par la suite, l'utilisation de la phase de correction devra être mise en place sur le modèle $2D+t$, permettant ainsi de diminuer encore le nombre d'interventions de l'utilisateur. Enfin, il restera à l'étendre au cas $3D$. La segmentation a une valeur intrinsèque par les indices qu'elle fournit, mais elle permettra aussi et surtout de délimiter la mesure du *strain* en étant couplée à l'estimation des déplacements.

L'étape suivante d'évolution de notre modèle *dual B-spline snake* est son extension en $4D$ ($3D+t$). Par le formalisme tensoriel, l'extension sera facilitée.

Publications personnelles

Conférences internationales avec comité de relecture

[BVSTS13] K. Bianchi, A. Vacavant, R. Strand, P. Tervé, et L. Sarry, "Dual B-spline Snake for Interactive Myocardial Segmentation", Conference on Medical Image Understanding et Analysis, 07/2013

Abstract : This paper presents a novel interactive segmentation formalism based on two coupled B-Spline snake models to efficiently and simultaneously extract myocardial walls from short-axis magnetic resonance images. The main added value of this model is interaction as it is possible to quickly and intuitively correct the result in complex cases without restarting the whole segmentation working flow. During this process, energies computed from the images guide the user to the best position of the model.

[GVCBT13] M. Grand-Brochier, A. Vacavant, G. Cerutti, K. Bianchi et L. Tougne. "Comparative Study of Segmentation Methods for Tree Leaves Extraction". "In ACM ICVS 2013, Workshop : VIGTA". July 2013, Saint Petersburg, Russia.

Abstract : In this paper, we present a comparative study of segmentation methods, tested for an issue of tree leaves extraction. Approaches implemented include processes using thresholding, clustering, or even active contours. The observation criteria, such as the Dice index, Hamming measure or SSIM for example, allow us to highlight the performance obtained by the guided active contour algorithm that is specially dedicated to tree leaf segmentation (G. Cerutti et al., Guiding Active Contours for Tree Leaf Segmentation and Identification. ImageCLEF2011). We currently offer a dedicated segmentation tree leaf benchmark, comparing fourteen segmentation methods (ten automatic and four semi-automatic) following twenty evaluation criteria.

Conférence nationale avec comité de relecture

[BVTS13] K. Bianchi, A. Vacavant, P. Tervé, et L. Sarry, "Dual B-spline Snake for Interactive Myocardial Segmentation", Recherche en Imagerie et Technologies pour la Santé, Bordeaux France, 04/2013

Abstract : This paper presents a novel interactive segmentation formalism based on B-Spline snake model and two coupled contours to efficiently and simultaneously extract myocardial walls from magnetic resonance images. The main added value of this model is interaction as it is possible to quickly and intuitively correct the result without restarting the whole segmentation working flow, and with an assistance guiding the user towards the best position.

Journée thématique

[BIAN13] K. Bianchi et L. Sarry. "Dual Shape Gradient Snake". Présentation : Journée GRIC MedIEval. 2013, Paris.

Bibliographie

- [1] B. Al-Diri et al., "An active contour model for segmenting and measuring retinal vessels", *IEEE Trans. on Mededical Imaging*, 28(9) :1488-1497, 2009.
- [2] T. Arts et al., "Mapping displacement and deformation of the heart with local sine-wave modeling", *IEEE Trans. on Mededical Imaging*, 29(5), 1114-1123, 2010.
- [3] R.H Bartels, J.C Beatty et B.A Barsky, "An Introduction to splines for use in computer graphics and geometric modeling", Morgan-Kaufmann, Los Altos, Californie, 1987.
- [4] P. Bénard et al., "Contours actifs pour la stylisation cohérente de lignes animées", *AFIG*, 81-88, 2010.
- [5] D. Béréziat and I. Herlin. "Solving ill-posed image processing problems using data assimilation." *Numerical Algorithms*, 2010.
- [6] F. Billet et al., "Cardiac motion recovery and boundary conditions estimation by coupling an electromechanical model and cine-MRI data", In : *Proceedings of Functional Imaging and Modeling of the Heart (FIMH)*, LNCS, vol. 5528, pp. 376-385, 2009.
- [7] A.-E.-O. Boudraa, "Automated detection of the left ventricular region in magnetic resonance images by fuzzy C-means model", *Int J Card Imaging* 13 (4), 347-355, 1997.
- [8] Y. Boykov, V. Kolmogorov. "An experimental comparison of min-cut / max-flow algorithms for energy minimization in vision", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 26(9) :1124-1137, 2004.
- [9] P. Brigger et al., "B-spline snakes : a flexible tool for parametric contour detection", *IEEE Trans. on Im. Proc.*, 9(9) :1484-1496, 2000.
- [10] V. Casselles et al., "Minimal surfaces based object segmentation". *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 19(4) (1997) 394-398.
- [11] C. Casta "Estimation 3D conjointe forme/structure/mouvement dans des séquences dynamiques d'images. Application à l'obtention de modèles cardiaques patients spécifiques anatomiques et fonctionnels", Thèse de l'institut national de sciences appliquées de Lyon, 2012.
- [12] C. Casta et al., " Evaluation of the dynamic deformable elastic template model for the segmentation of the heart in MRI sequences", *MIDAS J-Card MR Left Ventricle Segmentation Challenge*, Challenge MICCAI, 2009.
- [13] M. Cerqueira, "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", *J. Nucl. Cardiol.*, 9(2) :240-245, 2002.
- [14] A. Chakraborty and al., "Deformable boundary finding in medical images by integrating gradient and region information", *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 15 :859-870, 1996.
- [15] R. H. Chan et al. "Prognostic value of quantitative contrast-enhanced cardiovascular magnetic resonance for the evaluation of sudden death risk in patients with hypertrophic cardiomyopathy", *Circulation*, 130 :484-495, 2014.
- [16] T. F. Chan et L. Vese, "Active contours without edges", *IEEE Trans. on Im. Proc.*, 10(2) :266-77, 2001.
- [17] L. Cohen, I. Cohen, "Finite-element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15 :1131-1147, 1993.
- [18] L. Cohen, "On active contour models and balloons", *Computer Vision, Graphics, and Image Processing : Image Understanding*, 53 :211-218, 1991.
- [19] C. Constantinides et al. "Semi-automated cardiac segmentation on cine magnetic resonance images using GVF-Snake deformable models", *MIDAS J-Card MR Left Ventricle Segmentation Challenge, Challenge MICCAI*, 2009.
- [20] T. Cootes et al., "Active shape models - their training and application", *Comput. Vis. Image Understand.* 61 (1), 38-59, 1995.
- [21] J. Cousty et al., "Watershed cuts : Minimum spanning forests and the drop of water principle". *IEEE PAMI*, 31(8), 1362-1374, 2009.
- [22] J. Cousty et al., "Watershed cuts : Thinnings, shortest-path forests and topological watersheds", *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 32(5), 925-939, 2009
- [23] E. Debreuve et al. "Using the Shape Gradient for Active Contour Segmentation : from the Continuous to the Discrete Formulation". *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 28(1), 47-66, 2007.
- [24] M. C. Delfour et al., "Shapes and Geometries : Analysis, Differential Calculus and Optimization", *Advances in Design and Control*. SIAM, Philadelphia, 2001.
- [25] J. A. Dsidri, "Multiple-gradient descent algorithm (mgda) for multiobjective optimization", *Comptes Rendus Mathematique* 350(56), 313-318, 2012.
- [26] R. El Berbari et al., "An automated myocardial segmentation in cardiac MRI", *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.* 1, 4508-4511, 2007.
- [27] L. Ernande, " Détection précoce des anomalies de la fonction myocardique au cours du diabète de type 2 : apport de l'échocardiographie en mode speckle tracking imaging et de l'imagerie par résonance magnétique", *Thèse de l'Université de Lyon*, 2011.
- [28] R. E. Falicov et al. "Mid-ventricular obstruction : a variant of obstructive cardiomyopathy", *Am J Cardiol*, 37 :432-437, 1997.
- [29] M. P. Frenneaux et al. "Abnormal blood pressure response during exercise in hypertrophic cardiomyopathy", *Circulation*, 82 :1995-2002, 1990.

-
- [30] J. Fu et al., "Wavelet-based enhancement and detection of left ventricular endocardial and epicardial boundaries in magnetic resonance images", *Magn. Reson. Imag.* 18, 1135-1141, 2000.
- [31] D. Geiger et al., "Dynamic programming for detecting, tracking and matching deformable contours", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 19(6) :294-302, 1995.
- [32] Geiger, D., Gupta, A., Costa, L., Vlontzos, J., 1995. Dynamic programming for detecting, tracking and matching deformable contours. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 19 (6), 294-302.
- [33] I. Ghorbel et al., "Modeling a Parallelism Constraint in Active Contours. Application to the Segmentation of Eye Vessels and Retinal Layers", *IEEE ICIP*, pp. 445-448, 2011.
- [34] A. Goshtasby et D. Turner, "Segmentation of cardiac cine MR images for extraction of right and left ventricular chambers", *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 14 (1), 56-64, 1995.
- [35] A. Gupta et al., "Cardiac MR image segmentation using deformable models", *IEE Computers in Cardiology*, (747-750), 1993.
- [36] S. Huang et al., "Segmentation of the Left Ventricle from Cine MR Images Using a Comprehensive Approach", *MIDAS J-Card MR Left Ventricle Segmentation Challenge, Challenge MICCAI*, 2009.
- [37] Insee, "L'état de santé de la population en France", études et résultats n.805, Drees, juin 2012.
- [38] S. Jehan-Besson et al., "DREAM2S : Deformable regions driven by an Eulerian accurate minimization method for image and video segmentation", *Int. J. Comput. Vis.* 53, 45-70 (2003)
- [39] S. Jehan-Besson "Modèles de contours actifs basés régions pour la segmentation d'images et de vidéos", Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2003.
- [40] M. P. Jolly, "Fully Automatic Left Ventricle Segmentation in Cardiac Cine MR Images Using Registration and Minimum Surfaces", *MIDAS J-Card MR Left Ventricle Segmentation Challenge, Challenge MICCAI*, 2009.
- [41] A. Kårsnäs et al., "The Vectorial Minimum Barrier Distance", *IEEE ICPR*, pp. 792-795, 2012.
- [42] M. Kass et al., "Snakes : Active contour models", *Int. J. Comput. Vis.*, 331 :321-331, 1988.
- [43] A. Katouzian et al., "A new automated technique for left and right-ventricular segmentation in magnetic resonance imaging", *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol Soc.* 1, 3074-3077, 2006.
- [44] G. Kedenburg et al., "Automatic cardiac MRI myocardium segmentation using graphcut", *Progress in biomedical optics and imaging*, 7(1) : 30, 2006.
- [45] M. Kerschner, "Homologous twin snakes integrated in a bundle block adjustment", *IAPRS*, 32(3/1) :244-249, 1998.

- [46] A. Lalande et al., "Automatic detection of left ventricular contours from cardiac cine magnetic resonance imaging using fuzzy logic", *Investig. Radiol.* 34 (3), 211-217, 1999.
- [47] I. Laptev et al., "Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes", *Mach. Vision and Appl.*, 12 :23-31, 2000.
- [48] F.-X Le Dimet and O. Talagrand. "Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations : theoretical aspects." *Tellus Series A*, 38, 1986.
- [49] Y. Lepoittevin et al. "Assimilation de données pour estimer le mouvement et suivre un objet", *ORASIS*, 2013.
- [50] N. Liu et al., "Right ventricle extraction by low level and modelbased algorithm", In : *Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, pp. 1607-1610, 2005.
- [51] D. Lloyd-Jones-JONES, R. Adams, M. Carnethon, et al. "Heart disease and stroke statistics—2009 update a report from the American Heart Association Statistics Committee and Stroke Statistics Subcommittee", *Circulation*, vol. 119, no 3, p. 480-486, 2009.
- [52] Y. L. Lu et al., "Automatic Image-Driven Segmentation of Left Ventricle in Cardiac Cine MRI", *MIDAS J-Card MR Left Ventricle Segmentation Challenge, Challenge MICCAI*, 2009.
- [53] M. Lynch et al., "Automatic segmentation of the left ventricle cavity and myocardium in MRI data", *Comput. Biol. Med.* 36 (4), 389-407, 2006.
- [54] L. Marak et al., "4D Morphological segmentation and the miccai LV-segmentation grand challenge", *MIDAS J-Card MR Left Ventricle Segmentation Challenge, Challenge MICCAI*, 2009.
- [55] B. J. Maron et al., "Prevalence of Hypertrophic Cardiomyopathy in a General Population of Young Adults : Echocardiographic Analysis of 4111 Subjects in the CARDIA Study". *Circulation*, 92(4), 785-789, 1995.
- [56] M. S. Maron et al., "Hypertrophic cardiomyopathy phenotype revisited after 50 years with cardiovascular magnetic resonance", *J Am Coll Cardiol*, 54 :220-228, 2009.
- [57] S. Menet et al., "B-snakes. Implementation and application to stereo", *DARPA*, pp. 720-726, 1990.
- [58] J. Montagnat, H. Delingette, "4D deformable models with temporal constraints : application to 4D cardiac image segmentation", *Med. Image Anal.* 9 (1), 87-100, 2005.
- [59] D. Mumford, David, J. Shah, "Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems", *Comm. Pure Appl. Math.* 42, no. 5, 577-685, 1989.
- [60] E. Nachtomy et al., "Automatic assessment of cardiac function from short-axis MRI : procedure and clinical evaluation", *Magn. Reson. Imag.* 16, 365-376, 1998.
- [61] S. O'Brien et al., "Segmenting the Left Ventricle in 3D Using a Coupled ASM and a Learned Non-Rigid Spatial Model", *MIDAS J-Card MR Left Ventricle Segmentation Challenge, Challenge MICCAI*, 2009.

- [62] S. Osher, J. A. Sethian, "Fronts propagating with curvature-dependent speed : Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations", *J. Comput. Phys.* 79 : 12-49, 1988.
- [63] X. Papademetris et al., "Estimating 3D left ventricular deformation from 3D medical image sequences using biomechanical models", *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 21 (7), 786-800, 2002.
- [64] N. Paragios, "A variational approach for the segmentation of the left ventricle in cardiac image analysis", *Int. J. Comput. Vis.*, 50(3) :345-362, 2002.
- [65] N. Paragios, O. Mellina-Gottardo, et V. Ramesh., "Gradient vector flow fast geometric active contours", *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 26(3), 402-7, 2004.
- [66] N. Paragios et al., "Knowledge-based registration and segmentation of the left ventricle : a level set approach", *IEEE WACV*, pp. 37-42, 2002.
- [67] C. Petitjean et J.N. Dacher, "A review of segmentation methods in short axis cardiac mr images, medical image analysis". *IEEE WACV*, 15 :169-84, 2011.
- [68] C. Petitjean et al., "Assessment of myocardial function : a review of quantification methods and results using tagged MRI". *Journal of Cardiovascular*, 2005.
- [69] Q. Pham et al., "A FEM-based deformable model for the 3D segmentation and tracking of the heart in cardiac MRI", *ISPA*, pp. 250-254, 2001.
- [70] C. Pluempitiwiriyaewj et al., "STACS : new active contour scheme for cardiac MR image segmentation", *IEEE Trans. on Medecical Imaging*, 24(5) :593-603, 2005.
- [71] P.Radau et al. "Evaluation Framework for Algorithms Segmenting Short Axis Cardiac MRI", *The MIDAS Journal -Cardiac MR Left Ventricle Segmentation Challenge*.
- [72] S. Ranganath, "Contour extraction from cardiac MRI studies using snakes",*IEEE Trans. on Medecical Imaging*, 14(2) :328-338, 1995.
- [73] N. Ray, S. T. Acton "Motion gradient vector flow : an external force for tracking rolling leukocytes with shape and size constrained active contours", *IEEE Trans. on Medecical Imaging*, 23, 2004.
- [74] M. Santarelli et al., "Automated cardiac MR image segmentation : theory and measurement evaluation", *Med. Eng. Phys.*, 25(2) :149-159, 2003.
- [75] J. Schaerer et al. : "A dynamic elastic model for segmentation and tracking of the heart in mr image sequences. *Medical Image Analysis*, 14, 2010.
- [76] M. Sermesant et al., "Cardiac function estimation from mri using a heart model and data assimilation : advances and difficulties", *Med. Image Anal.* 10 (4), 642-656, 2006.
- [77] M. V. Sherrid "Dynamic left ventricular outflow obstruction in hypertrophic cardiomyopathy revisited : significance, pathogenesis, and treatment", *Cardiol Rev*, 6 :135-145, 1998.
- [78] J. Sokolowski, J.-P. Zolésio, "Introduction to Shape Optimization : Shape Sensitivity Analysis. Springer, Berlin, 1992.

- [79] J. E. Solem, N. C. Overgaard, "A geometric formulation of gradient descent for variational problems with moving surfaces", In : International Conference on Scale Space and PDE methods in Computer Vision. Lecture Notes in Computer Science, vol. 3459, pp. 419- 430, 2005.
- [80] R. Strand et al., "The Minimum Barrier Distance", Computer Vision and Image Understanding, 117(4), 429-437, 2013.
- [81] V. Tavakoli, A. A. Amini, "A survey of shaped-based registration and segmentation techniques for cardiac images, Computer Vision and Image Understanding", Volume 117, Issue 9, September 2013, Pages 966-989.
- [82] C. Thomas et al., "Data assimilation for convective cells tracking on meteorological image sequences. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 48 :3162–3177, 2010.
- [83] C. Tilmant, "Estimation d'indices de contractilité myocardique par analyse d'images échocardiographique", Thèse de l'université d'Auvergne, 2004.
- [84] V. Tuyisenge et al., "Variational Myocardial Tracking from Cine-Mri with Non-Linear Regularization", International Symposium on Biomedical Imaging, San Francisco, 04/2013.
- [85] M. Üzümcü et al., "Time continuous tracking and segmentation of cardiovascular magnetic resonance images using multidimensional dynamic programming", Invest. Radiol. 41 (1), 52-62, 2006
- [86] M. Üzümcü et al., "ICA vs. PCA active appearance models : application to cardiac MR segmentation", In : Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), pp.451-458, 2003.
- [87] J.K. Udupa et al. "Fuzzy connectedness and object definition : Theory, algorithms, and applications in image segmentation", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 24(11) :1485-1500, 2002.
- [88] F. A. Velasco et J. L. Marroqu'in, "Robust parametric active contours : the sandwich snakes", Mach. Vision Appl., 12 :238-242, 2001.
- [89] C. Xu et J. L. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow", IEEE Trans. on Im. Proc., 7(3) :359-69, 1998.
- [90] J. Xu et al. "Deaths : final data for 2007". 2010.
- [91] P. Yan et al., "Boundary element method-based regularization for recovering of LV deformation", Med. Image Anal. 11 (6), 540-554, 2007.
- [92] Y. Wang et Y. Jia, "Segmentation of the left ventricle from cardiac MR images based on degenerated minimal surface diffusion and shape priors", IEEE ICPR, pp. 671-674, 2006.
- [93] J. Weng et al., "Learning-based ventricle detection from cardiac MR and CT images", IEEE Trans. on Mededical Imaging, 16 (4), 378-391, 1997.
- [94] E. D. Wigle et al., "Mitral regurgitation in muscular subaortic stenosis", Am J Cardiol, 24 :698-706, 1969.
- [95] J. S. Wijnhout et al., "LV Challenge LKEB Contribution : Fully Automated Myocardial Contour Detection", MIDAS J-Card MR Left Ventricle Segmentation Challenge, Challenge MICCAI, 2009.

- [96] Y. Wu, Y. Wang et Y. Jia, "Segmentation of the left ventricle in cardiac cine MRI using a shape-constrained snake model", *Computer Vision and Image Understanding*, Volume 117, Issue 9, September 2013, Pages 990-1003.
- [97] N. Zhao, W. Ma, "Properties of G1 continuity conditions between two B-spline surfaces", *Advances in Computer Graphics*, 743-752, 2006.

Annexe A

Rappel des principes d'assimilation de données

Compte tenu de la variable d'état \boldsymbol{x} représentant les modèles déformables des B-splines endocardique et épicaudique, *i.e.* le vecteur constitué des coordonnées des points nodaux. L'évolution de l'état est définie dans l'intervalle temporel $[t_0, t_f]$ par un opérateur non-linéaire \mathbb{M} . Le vecteur \boldsymbol{y} donne les observations de la variable d'état, toutes deux liées par l'opérateur d'observation \mathbb{H} . L'assimilation de données [82, 48, 49] vise à produire des estimations précises des variables d'état courantes ou futures du système dynamique. Comme le système dynamique est imparfait, la solution dépend des variables de contrôle $\nu_m(t)$, $\nu_o(t)$ et ν_b modélisant les incertitudes de l'évolution, de l'observation et des informations de base (état initial) :

$$\frac{\partial \boldsymbol{x}(t)}{\partial t} + \mathbb{M}(\boldsymbol{x}(t), t) = \nu_m(t), \quad (\text{A.1})$$

$$\boldsymbol{y} - \mathbb{H}(\boldsymbol{x}(t)) = \nu_o(t), \quad (\text{A.2})$$

$$\boldsymbol{x}(t_0) = \boldsymbol{x}_b + \nu_b. \quad (\text{A.3})$$

Le système (A.1, A.2, A.3) est résolu en minimisant la fonctionnelle suivante :

$$E(\boldsymbol{x}) = \int_{t_0}^{t_f} \left(\frac{\partial \boldsymbol{x}(t)}{\partial t} + \mathbb{M}(\boldsymbol{x}(t), t) \right)^T Q^{-1} \left(\frac{\partial \boldsymbol{x}(t)}{\partial t} + \mathbb{M}(\boldsymbol{x}(t), t) \right) dt \quad (\text{A.4})$$

$$\begin{aligned} &+ \int_{t_0}^{t_f} (\boldsymbol{y} - \mathbb{H}(\boldsymbol{x}(t)))^T R^{-1} (\boldsymbol{y} - \mathbb{H}(\boldsymbol{x}(t))) dt \quad (\text{A.5}) \\ &+ (\boldsymbol{x}(0) - \boldsymbol{x}_b)^T B^{-1} (\boldsymbol{x}(0) - \boldsymbol{x}_b). \end{aligned}$$

où Q , R et B sont les matrices de covariances du modèle, de l'observation et du fond respectivement.

Pour minimiser E tout en respectant \boldsymbol{x} , son gradient est nécessaire et peut être efficacement calculé grâce à la technique de modèle adjoint [5]. Les variables adjointes λ sont données par l'intégration, en amont, du problème adjoint suivant :

$$\begin{cases} -\frac{\partial \lambda(t)}{\partial t} + (\partial_{\boldsymbol{x}} \mathbb{M})^* \lambda(t) = (\partial_{\boldsymbol{x}} \mathbb{H})^* R^{-1} (\boldsymbol{y} - \mathbb{H}(\boldsymbol{x}(t))), \\ \lambda(t_f) = 0, \end{cases}$$

où $(\partial_{\boldsymbol{x}} \mathbb{M})^*$ et $(\partial_{\boldsymbol{x}} \mathbb{H})^*$ sont les opérateurs adjoints de \mathbb{M} et \mathbb{H} respectivement. Les variables d'état sont calculées à partir des variables adjointes par l'intégration en

aval du problème de la tangente linéaire suivant :

$$\begin{cases} \frac{\partial \boldsymbol{x}(t)}{\partial t} + \mathbb{M}(\boldsymbol{x}(t)) = Q\lambda(t), \\ \boldsymbol{x}(t_0) - \boldsymbol{x}_0 = B\lambda(t_0). \end{cases}$$

Comme les opérateurs \mathbb{M} et \mathbb{H} sont non-linéaires, une linéarisation locale est appliquée et la variable d'état devient $\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{x}_b(t) + \delta\boldsymbol{x}(t)$, avec \boldsymbol{x}_b la variable de fond, *i.e.* l'estimation précédente de la trajectoire de la variable d'état, et $\delta\boldsymbol{x}$ la variable incrémentale. A chaque itération du processus d'assimilation, la trajectoire de la variable incrémentale entre t_0 et t_f est mise à jour de la manière suivante :

$$\begin{cases} \frac{\partial \boldsymbol{x}_b(t)}{\partial t} + \mathbb{M}(\boldsymbol{x}_b(t)) = 0, \\ \frac{\partial \delta\boldsymbol{x}(t)}{\partial t} + \partial_{\boldsymbol{x}_b} \mathbb{M}(\boldsymbol{x}_b(t)) \delta\boldsymbol{x}(t) = Q\lambda(t), \end{cases}$$

où $\partial_{\boldsymbol{x}} \mathbb{M}$ est l'opérateur linéaire tangent par rapport \boldsymbol{x} .