



**HAL**  
open science

# Etude morphologique et métrologique des sinus de Valsalva par traitement d'images tomographiques

Cédric Blanchard

► **To cite this version:**

Cédric Blanchard. Etude morphologique et métrologique des sinus de Valsalva par traitement d'images tomographiques. Autre [cs.OH]. Université de Bourgogne, 2012. Français. NNT : 2012DIJOS032 . tel-00825485

**HAL Id: tel-00825485**

**<https://theses.hal.science/tel-00825485>**

Submitted on 23 May 2013

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

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

## THÈSE

Pour obtenir le grade de

**Docteur de l'Université de Bourgogne**

**Discipline : Instrumentation et informatique de l'image**

par

Cédric Blanchard

présentée et soutenue publiquement le 28 septembre 2012

# Etude morphologique et métrologique des sinus de Valsalva par traitement d'images tomographiques

Pr	Mireille Garreau	Université de Rennes 1	Rapporteur
Pr	Nicole Vincent	Université Paris Descartes	Rapporteur
Pr	Atilla Baskurt	INSA de Lyon	Examinateur
CR Inserm	Frédérique Frouin	Université Pierre et Marie Curie	Examinateur
Pr	Yvon Voisin	Université de Bourgogne	Directeur de thèse
Mcf	Tadeusz Sliwa	Université de Bourgogne	Encadrant

"L'imagination est plus importante que le savoir." Albert Einstein

## Remerciements

Je tiens tout d'abord et tout naturellement à remercier l'ensemble des personnes qui prennent part à ce projet de recherche, mon encadrant Tadeusz Sliwa et mon directeur de thèse Yvon Voisin pour leur aide et leurs conseils quotidiens, et mes collaborateurs Alain Lalande et Olivier Bouchot qui, même à distance, font preuve de patience et partagent généreusement leur savoir. L'une des expériences marquantes durant la réalisation de cette thèse a notamment été de pouvoir assister à une opération de remplacement des valves aortiques.

Un merci également à Fabrice Mairese et Steven Le Moan pour leurs collaborations ponctuelles et pour l'émulation que celles-ci entraînent. Many thanks to Paul Walker for his precious help in the redaction of journal articles in english. Je remercie aussi tous les collègues et le personnel administratif du site Auxerrois avec qui j'ai partagé le quotidien durant trois ans, pour leur accueil, leur gentillesse et leur disponibilité. En conséquence, une relative part de nostalgie accompagne la fin de cette thèse.

De manière plus générale, je remercie évidemment les enseignants du Master 3I de l'Université de Bourgogne et de l'école d'ingénieurs ENSICAEN, pour la richesse et la qualité de leurs enseignements, mais aussi l'ensemble des instituteurs et professeurs qui ont participé à la genèse puis à la croissance de mes connaissances.

Merci aux membres les plus proches de ma famille, et plus particulièrement à ma compagne, pour leur patience et leur soutien, depuis le début, et tout au long de ces travaux.

Je remercie enfin le conseil régional de Bourgogne et la mairie d'Auxerre pour leur soutien financier, indispensable à toute recherche.



*A Aurore et Arthur,  
Douce sources d'inspiration et d'apaisement*



## Résumé

L'objectif de cette thèse est l'élaboration et l'application de traitements d'images pour permettre une étude objective et fiable des sinus de Valsalva, importantes cavités de la base de l'aorte. Les méthodes proposées s'appliquent aux séquences ciné-IRM et aux examens de scanner sans qu'il n'y ait à modifier le paramétrage entre deux examens.

Pour cela, nous avons d'abord étudié la morphologie de cette zone anatomique puis détaillé les différentes propriétés communes à toutes les images de sinus. Ceux-ci font en l'occurrence partie des principaux organes clairs et peu mobiles. Nous avons donc développé un algorithme qui détecte ces éléments et caractérise chacun d'entre eux par une trajectoire unique. Divers outils de morphologie mathématique ont été utilisés à cette occasion, tout comme pour l'extraction du contour des sinus dans chaque image.

L'étape de segmentation repose elle sur la reconstruction géodésique, qui s'avère plus efficace et surtout plus robuste que l'usage de contours actifs usuels. L'intérieur des sinus forme un domaine simplement connexe et étoilé. Grâce à ce postulat, nous avons conçu une nouvelle reconstruction, nommée transformée en aurore, qui limite la propagation des intensités aux supports radiaux et présente les résultats dans un repère polaire pour une meilleure lecture des contours.

Les points caractéristiques des sinus ont également été détectés, par étude de rayons et détermination de points dominants. Ces points fournissent les éléments nécessaires à une mesure automatique des sinus, mesure cohérente avec les mesures actuellement réalisées manuellement et les variations intra et inter-observateurs de celles-ci.

D'autres outils sont enfin esquissés pour modéliser le contour par coniques, classer les images d'examens cinétiques en fonction du moment du cycle et suivre le mouvement des valves dans ces mêmes examens.

L'ensemble de ces travaux ont amené à la réalisation d'un logiciel d'aide au diagnostic qui intègre nos méthodes et dont l'interface est également présentée dans le présent mémoire.

### Mots-clés :

Morphologie mathématique, traitement d'images, localisation, extraction, mesure, logiciel d'aide au diagnostic, examen tomographique, aorte, sinus de Valsalva, tricuspide, bicuspidie, valves cardiaques.





# Abstract

This Phd thesis deals with the design and the use of image processing tools in order to allow a reliable and objective study of the sinuses of Valsalva which are important cavities of the aortic root. The proposed methods can be applied on cine-MR sequences and CT examinations without any change in the settings between two examinations.

Firstly, we studied the morphology of this anatomical area and its constant properties in all images of the dataset. Sinuses are one of the main bright organs with limited movements. Hence a new algorithm has been designed. It detects and characterizes each bright organ by a single trajectory. Various tools of mathematical morphology are used for this step, as for the extraction of the contour of the sinuses in each image.

The segmentation step is based on the geodesic reconstruction, which is more effective and more robust than the usual active contours. The shape depicting the sinuses is simply connected and a star domain. With this assumption, a new reconstruction is proposed, called the Aurora transform. This transform limits the spread of intensities only on the radial lines and shows its results in a polar space for a better reading of edges.

The relevant points of the sinuses are also detected by a study of radii and the determination of dominant points along edges. An automatic measurement of the sinuses is deduced from these points. The values are very close to the manual measures currently done according to the intra-and inter-observer variations.

Some other tools are finally outlined. They includes the modeling of edges by conics, the image classification depending on the time of the cycle in sequences and the tracking of the aortic valves in these examinations.

This work led to the developement of a diagnostic aid software based on our methods. Its interface is also presented herein.

## **Keywords :**

Mathematical morphology, image processing, aorta, sinus of Valsalva, tomographic examination, tricuspid, bicuspid, heart valves, localization, extraction, measurement, software for diagnostic.



# Table des matières

<b>Chapitre I : Introduction</b>	<b>15</b>
<b>1.1. Introduction générale</b>	<b>17</b>
<b>1.2. Les sinus de Valsalva</b>	<b>19</b>
1.2.1 Anatomie . . . . .	19
1.2.2 Morphologies et pathologies . . . . .	21
1.2.3 Etudes actuelles . . . . .	22
<b>1.3. Images tomographiques</b>	<b>25</b>
1.3.1 Contenu d'un examen . . . . .	25
1.3.2 Principes de l'IRM . . . . .	27
1.3.3 Principes du scanner . . . . .	31
<b>1.4. Traitement d'images</b>	<b>33</b>
1.4.1 Des problèmes ouverts, des approches variées . . . . .	33
1.4.2 Bases de la morphologie mathématique . . . . .	35
1.4.3 Quelques outils utiles et utilisés . . . . .	37
1.4.4 Démarche . . . . .	38
<b>Chapitre II : Localisation des sinus</b>	<b>39</b>
<b>2.1. Localisation manuelle</b>	<b>41</b>
2.1.1 Principe . . . . .	41
2.1.2 Résultats et limites . . . . .	41

<b>2.2. Localisation automatique</b>	<b>45</b>
2.2.1 Normalisation et binarisation . . . . .	46
2.2.2 Détection de l'intérieur du corps . . . . .	46
2.2.3 Extraction des régions claires . . . . .	47
2.2.4 Trajectoires . . . . .	48
2.2.5 A propos des examens ciné-IRM multi-coupes et de scanner . . . . .	49
2.2.6 Région d'intérêt . . . . .	50
2.2.7 Résultats et discussion . . . . .	50

## **Chapitre III : Extraction du contour** **55**

<b>3.1. Binarisation contrôlée de la reconstruction géodésique</b>	<b>57</b>
3.1.1 Binarisation de la reconstruction géodésique . . . . .	57
3.1.2 Evaluation de l'aire des sinus . . . . .	58
3.1.3 Correction du seuil de binarisation . . . . .	59
3.1.4 Résultats et comparaisons . . . . .	59

### **3.2. Définition et utilisation d'un nouvel outil de morphologie mathématique : la transformée en aurore** **65**

3.2.1 Principe . . . . .	65
3.2.2 Implémentation . . . . .	66
3.2.3 Contours polaires principaux . . . . .	67
3.2.4 Recalage des examens cinétiques . . . . .	68
3.2.5 Contour étoilé . . . . .	69
3.2.6 Corrections par cohérences . . . . .	69
3.2.7 Comparaison avec les contours actifs . . . . .	70

## **Chapitre IV : Détection des points caractéristiques** **75**

<b>4.1. Centre et rayons localement extrêmes</b>	<b>77</b>
4.1.1 Augmentation de résolution . . . . .	77
4.1.2 Centre . . . . .	77
4.1.3 Rayons localement extrêmes . . . . .	78
4.1.4 Régularisation de la courbe déroulée des rayons . . . . .	79

4.1.5 Validation clinique . . . . .	80
<b>4.2. Approche par points dominants</b>	<b>87</b>
4.2.1 Points dominants : définition et classification . . . . .	87
4.2.2 Motivation et réalisation d'une région de support . . . . .	88
4.2.3 Détecteur . . . . .	89
4.2.4 Analogie avec la morphologie mathématique . . . . .	92
4.2.5 Paramétrisation . . . . .	93
4.2.6 Analyse multi-échelle . . . . .	94
4.2.7 Résultats . . . . .	97
<b>Chapitre V : Exploitation des résultats à finalité clinique</b>	<b>101</b>
<b>5.1. Modélisation par coniques planes</b>	<b>103</b>
5.1.1 Modèle des ellipses superposées . . . . .	103
5.1.2 Séquences de synthèse . . . . .	105
5.1.3 Ajustement de coniques . . . . .	107
<b>5.2. Tendence diastolique/systolique et suivi de valves</b>	<b>111</b>
5.2.1 Définition des masques . . . . .	111
5.2.2 Critères de classification . . . . .	112
5.2.3 Suivi des valves . . . . .	113
5.2.4 Résultats . . . . .	114
5.2.5 Applications médicales . . . . .	114
<b>5.3. Développement d'un outil logiciel d'aide au diagnostic</b>	<b>115</b>
5.3.1 Version basique . . . . .	115
5.3.2 Version évoluée . . . . .	117
<b>Chapitre VI : Conclusions et perspectives</b>	<b>119</b>
<b>6.1. Conclusions et perspectives</b>	<b>121</b>
6.1.1 Conclusions . . . . .	121
6.1.2 Perspectives . . . . .	122

<b>Bibliographie</b>	<b>125</b>
<b>Annexes</b>	<b>131</b>
<b>Annexe A. Nouveaux outils de morphologie mathématique</b>	<b>131</b>
A.1 Erosion binaire dichotomique . . . . .	131
A.2 Erosion de demie-vie . . . . .	131
<b>Annexe B. Liste des publications</b>	<b>133</b>
B.1 Revue internationale avec comité de lecture . . . . .	133
B.2 Communications internationales avec actes et comité de lecture . . . . .	133
B.3 Communications nationales avec actes et comité de lecture . . . . .	133
B.4 Exposés nationaux sans actes ou sans comité de lecture . . . . .	134

# Notations

## Notations principales

$I$	Sauf mention contraire, $I$ est une image
$p$	Sauf mention contraire, $p$ désigne un pixel
$\oplus$	Erosion morphologique
$\ominus$	Erosion morphologique
$\gamma$	Ouverture morphologique
$\varphi$	Fermeture morphologique
$B_R$	Élément structurant circulaire de rayon $R$
$\gamma^{REC}$	Reconstruction géodésique (marqueur en deuxième argument)
$H$	Remplissage des trous dans une image binaire par reconstruction géodésique
$\nabla^\pm$	Gradient morphologique centré
$\nabla^\oplus$	Gradient morphologique externe
$\nabla^\ominus$	Gradient morphologique interne
$\nabla$	Vecteur gradient différentiel ( $\nabla_x, \nabla_y$ )
$\circ$	Produit de Hamadard entre deux matrices
$\Xi_c$	Normalisation des intensités entre 0 et 1 telle qu'au minimum $c$ pourcents des intensités soient à 1 (définition section 2.2.1)
$T_c$	Binarisation à 30% de la normalisation $\Xi_c$
$\tilde{I}$	Ensemble des pixels du bord d'une image $I$
$\Gamma$	Transformée en aurore (définition section 3.2)
$\chi(I, m)$	Interpolation de l'image $I$ par la méthode des plus proches voisins pour augmenter la résolution d'un facteur $m$
$m(R, I)$	moyenne arithmétique des intensités dans la région $R$ d'une image $I$

## Abréviations récurrentes

AEE	Aurora Edge Extraction (section 3.2)
BAC	Balloon Active Contour (section 3.1.4)
BGR	Binarization of Geodesic Reconstruction (section 3.1)
DICOM	Digital Imaging and Communications in Medicine (section 1.2.1)
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique (section 1.2.2)
JPEG	Joint Photographic Experts Group (section 1.2.1)
PIG	Poisson Inverse Gradient (section 3.4.1)
RDN	Reaction-Diffusion Network (section 3.4.1)
RPE	Région Pseudo-Elliptique (section 5.1.1)
ROS	Region Of Support (section 4.2.2)
RSF	Region Scalable Fitting (section 3.4.1)
SF	Fonction de Saillance (section 4.2.6)





# Chapitre I

## Introduction



# 1.1

## Introduction générale

Les sinus de Valsalva sont une partie importante de la racine aortique, dont des malformations et pathologies nécessitent parfois un suivi médical régulier, voire une opération chirurgicale. Grâce à l'imagerie tomographique, qui offre une vue en coupe de l'intérieur du corps, la morphologie et les dimensions de cette zone peuvent donc être étudiées en détails pour construire un diagnostic ou préparer au mieux une intervention.

Cependant, à notre connaissance, les études cliniques actuelles sont toujours réalisées manuellement et les protocoles empreints d'une relative subjectivité. Le contournage et les mesures sont parfois assistés par un logiciel professionnel tels que ceux proposés par les sociétés Aquilab ou 3mensio, mais ces étapes restent généralement fastidieuses et sujettes à variation inter-observateur et intra-observateur.

De plus, les remplacements de la racine aortique par des prothèses ne tiennent pas encore compte de la géométrie des sinus, complexes et propres à chaque patient. Il en découle souvent une usure prématurée des valves ou d'autres complications à moyen terme.

Nous avons donc travaillé à l'utilisation et au développement de méthodes de traitement d'images pour automatiser l'analyse des images tomographiques de la racine aortique. A terme, ces recherches pourraient aussi permettre de modéliser en volume la racine aortique à partir de plusieurs images selon des plans parallèles, pour concevoir des prothèses adaptées à chaque patient et ainsi minimiser les risques de complications post-opératoires.

Dans la communauté scientifique, quelques méthodes existent pour segmenter l'aorte thoracique ou la racine aortique à partir d'examen IRM ou scanner. Dans [65], Rueckert *et al.* proposent d'initialiser un contour actif par la détection des deux cercles qui épousent au mieux les contours de l'aorte ascendante et de l'aorte descendante. Cette technique ne peut malheureusement pas s'appliquer aux examens contenant la seule coupe située au niveau des valves cardiaques de part la forme complexe et variable prise par la racine aortique. De même, Adame *et al.* ([4]) ont développé un détecteur des contours internes et externes de la paroi aortique par ajustement d'ellipses sur des examens IRM. Plus récemment les sinus de Valsalva ont pu être efficacement extraits d'examen de scanner par programmation dynamique d'une estimation de cercle puis une recherche dans un repère polaire du meilleur contour fermé ([37]).

Nos travaux sont en rupture avec les recherches précédentes, puisque nous avons choisi de privilégier l'usage de la morphologie mathématique pour traduire les propriétés géomé-

triques des sinus de Valsalva plutôt que d'utiliser une approche par contours actifs. Mais la philosophie de cette étude s'inscrit également dans la continuité de la dernière méthode citée puisque nous proposons tout d'abord de localiser les sinus de Valsalva, puis de déterminer le meilleur contour pour ceux-ci grâce à l'évaluation de leur aire ou la recherche du meilleur contour étoilé dans l'image polaire d'une reconstruction géodésique.

La première partie du présent manuscrit présente le cadre général de ces travaux de doctorat. Celle-ci comprend la description anatomique des sinus de Valsalva, les principaux détails des techniques d'acquisitions retenues ainsi qu'une présentation rapide des méthodes de traitement d'images employées. Le second chapitre explique comment la région qui nous intéresse peut être localisée, manuellement, ou automatiquement par une suite de traitements élémentaires. Le troisième chapitre contient les détails et résultats de nos deux méthodes morphologiques d'extraction de contours, basées sur la reconstruction géodésique. Dans le chapitre suivant, nous nous attachons ensuite à la détection des points caractéristiques des sinus de Valsalva par étude de la région ou du contour. Ces points permettent ensuite d'effectuer des mesures automatiques qui ont été validées cliniquement. D'autres résultats sont également présentés dans le chapitre subséquent, où il est fait état de la modélisation plane des sinus, du suivi du contour des valves et du développement d'un logiciel d'aide au diagnostic.

## 1.2

# Les sinus de Valsalva

### 1.2.1 Anatomie

#### Position

Le coeur est un organe vital, véritable centre de la circulation sanguine. Il joue un rôle prépondérant dans le bon fonctionnement et la bonne santé du corps humain. Les cardiopathies coronariennes à elles seules représentent d'ailleurs la première cause directe de décès dans le monde avec 12,2% des décès soit 7,2 millions de morts par an selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), juste devant les Accidents Vasculaires Cérébraux (AVC) et autres maladies cérébrovasculaires [1, 2].

Les sinus de Valsalva sont des cavités à la jonction entre le coeur et l'aorte (Figure 1.2.1). On y trouve non seulement la valve aortique, qui régule l'expulsion du sang du coeur vers la grande circulation et dans l'ensemble du corps, mais aussi le départ des artères coronaires qui irriguent le coeur. Il s'agit donc d'une zone très critique qu'il convient de surveiller et de soigner avec la plus grande attention.

#### Rôle et constitution

Les sinus de Valsalva doivent leur nom à Antonio Maria Valsalva (1666-1723), célèbre médecin italien, qui en fit le premier l'étude approfondie [56]. Dans l'histoire de la découverte de cette partie anatomique, on peut néanmoins citer avant lui le génie Léonard de Vinci qui au début du XVIème siècle s'était déjà penché sur le sujet [64, 5, 11] et avait dessiné des croquis anatomiques sur la forme et la fonction de la racine aortique (Figure 1.2.2).

Ces sinus sont des excroissances qui permettent l'ouverture correcte des valves sans contact avec les parois de l'aorte et sans obstruction des artères coronaires. Ils sont délimités par leurs valvules et la jonction sinotubulaire (Figure 1.2.3) [70]. Chaque sinus est également appelé cuspside et identifié grâce à la présence des artères coronaires (Figure 1.2.4). La jonction entre deux cuspsides est quant à elle appelée commissure. On distingue enfin le centre des sinus, point de la lumière le plus éloigné des parois et où les valves doivent se rejoindre lors de leur fermeture.

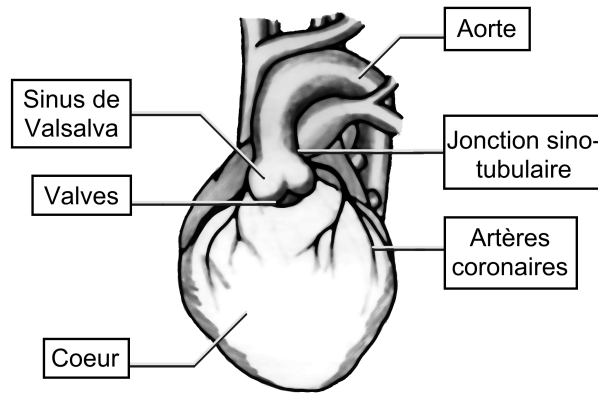


FIG. 1.2.1 – Localisation des sinus de Valsalva.

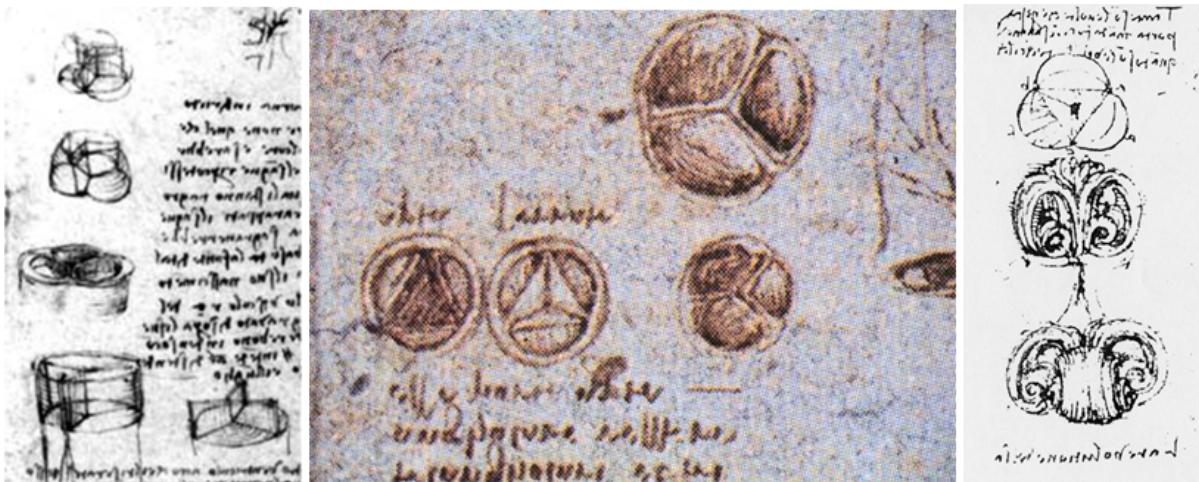


FIG. 1.2.2 – Quelques croquis des sinus de Valsalva par Leonard de Vinci (Source : [17]).

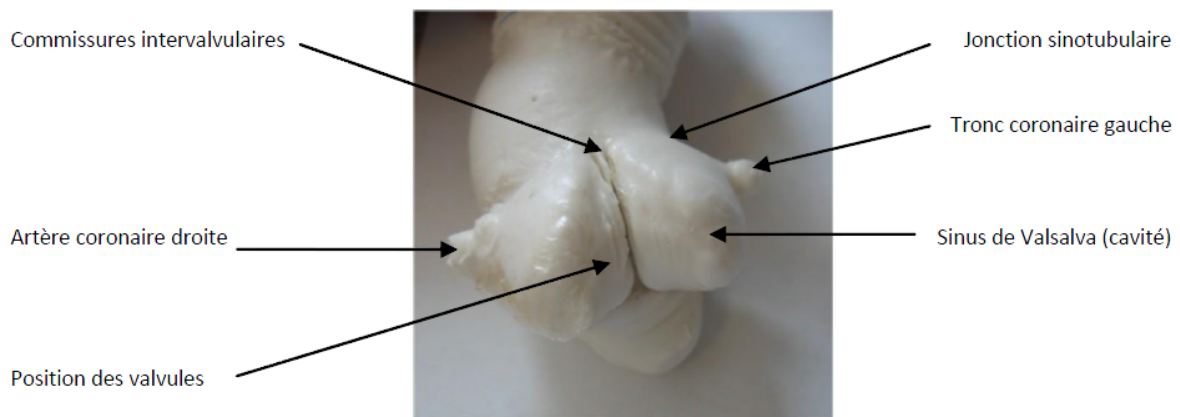


FIG. 1.2.3 – Base d'un moulage de crosse aortique et localisation des éléments importants.

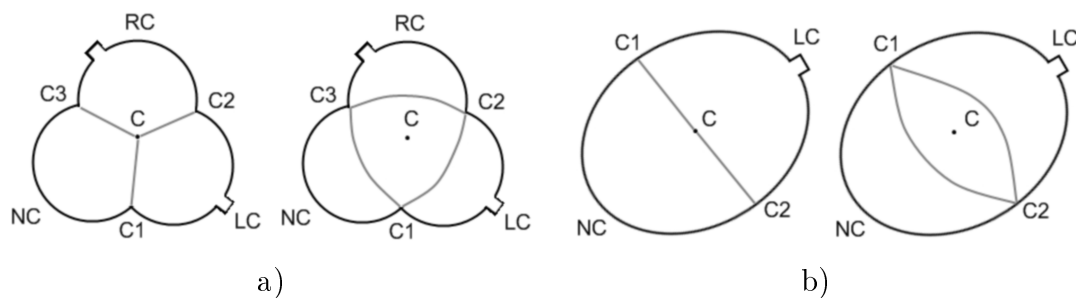


FIG. 1.2.4 – Schéma en coupe transversale des sinus de Valsalva tricuspidés (a) et d'un cas de bicuspidie (b), en diastole puis en systole. Le centre est noté C, les commissures numérotées C1, C2 et C3 et les cuspidés sont identifiés en fonction de la présence des artères coronaires (RC pour Right Coronary Cusp, LC pour Left Coronary Cusp, et NC pour Non Coronary Cusp).

## 1.2.2 Morphologies et pathologies

### Bicuspidie

Une racine aortique normalement constituée se compose à sa base de trois sinus associés à trois valvules. Cette morphologie, schématisée en coupe figure 1.2.4.a est appelée tricuspidie. Cette forme, dite trifoliée, permet une occlusion optimale de l'anneau artériel en diastole ainsi qu'un effacement idéal de chaque valvule au moment de la systole.

Cependant, dans de rares cas de malformations, que l'on nomme respectivement bicuspidie et quadricuspidie congénitales [61], la sortie du coeur est composée de deux ou quatre valvules. Ces défauts apparaissent vraisemblablement lors de la séparation de l'artère pulmonaire et de l'aorte aux environs du quarante-quatrième jour de l'embryon [42]. Dans le premier cas il s'agit d'une mauvaise répartition des valves et dans le second d'une apparition trop tardive.

La quadricuspidie est un cas rarissime tandis que la bicuspidie frappe 1 à 2% de la population. C'est pourquoi nous parlerons uniquement des bicuspidies dans ce rapport. La bicuspidie congénitale (Figure 1.2.4.b) représente 7% des cas de bicuspidie diagnostiqués. Les autres cas de bicuspidie sont quant à eux dus à des malformations appelées raphés qui joignent entre-elles deux valvules. Une bicuspidie avec raphé est reconnue comme bicuspidie d'un point de vue purement fonctionnel mais est morphologiquement classée en tant que tricuspidie. Ces défauts ne sont pas congénitaux mais apparaissent souvent à la suite d'un rhumatisme articulaire aigu ou d'une endocardite infectieuse.

### Dilatation

Quelle que soit leur morphologie, la pathologie la plus commune des sinus de Valsalva est une dilatation anormale de ceux-ci, entraînée par un syndrome de Marfan ou une fatigue progressive de la paroi. Si cette dilatation est trop importante (typiquement si le diamètre est supérieur à 50 mm), le risque d'une rupture de la paroi est considérablement augmenté. Une insuffisance aortique peut également affecter le bon fonctionnement car-



diovasculaire. C'est pourquoi la taille des sinus doit être sérieusement surveillée et qu'il peut alors être question d'opérer et de remplacer la racine aortique par une prothèse en Dacron.

La pose de cette prothèse nécessite une intervention chirurgicale durant laquelle les valves peuvent être remplacées (Intervention de Bentall) par des valves d'origine animale ou mécaniques ou être conservées. La racine aortique est alors remplacée par un simple tube droit prothétique (opération de Tirone David) ou par un cylindre poursuivi par des sinus de Valsalva artificiellement reconstruits (intervention de Yacoub).

## Base d'examens

Notre base d'examens est construite à partir des contraintes d'observations des patients au centre hospitalier universitaire de Dijon. En conséquence, la répartition des cas est proche des statistiques. La base est composée de 56 examens issus d'appareils IRM et scanner, dont 35 cas de tricuspides dilatées, 4 pures bicuspidies et 3 prothèses. D'autres pathologies viennent compléter cette base, comme la fusion de deux valves.

### 1.2.3 Etudes actuelles

La plupart des personnes atteintes des maux de l'aorte précédemment mentionnés n'ont, au début, aucun symptôme. L'imagerie médicale est donc particulièrement utile pour les diagnostiquer puis suivre leur évolution.

## Mesures

Actuellement, lorsqu'un patient présente une dilatation de l'aorte impliquant la possibilité d'une intervention au niveau de celle-ci et touchant plus particulièrement à la racine aortique et aux sinus de Valsalva, le suivi et la décision thérapeutique est prise en fonction de diamètres de l'aorte à différents niveaux selon une coupe longitudinale [59] (Figure 1.2.5). Le choix d'un tel plan entraîne l'ignorance sur la signification réelle du ou des rayons mesurés au niveau des sinus. En effet, mesure-t-on la distance entre l'intérieur d'un sinus et sa commissure opposée, entre deux sinus ou entre deux commissures ?

Pour déterminer ces diamètres, un examen d'imagerie médicale est généralement réalisé (Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), tomographie (scanner X) ou échographie) permettant de confirmer le diagnostic et éventuellement de pré-dimensionner une prothèse de la racine aortique si nécessaire. La tomographie reste une technique ionisante et l'acquisition d'images cinétiques au niveau des sinus est à l'état de recherche. Les deux autres méthodes permettent des acquisitions cinétiques mais présentent une difficulté au niveau de la maîtrise des coupes tridimensionnelles observées et de leur interprétation par le praticien.

Les mesures sont ensuite effectuées manuellement sur l'examen par le praticien. Mais les sinus de Valsalva ne sont pas parfaitement cylindriques : chaque sinus crée une cavité différente, ce qui rend généralement trifoliée la forme géométrique globale de la racine aortique et complique les mesures.

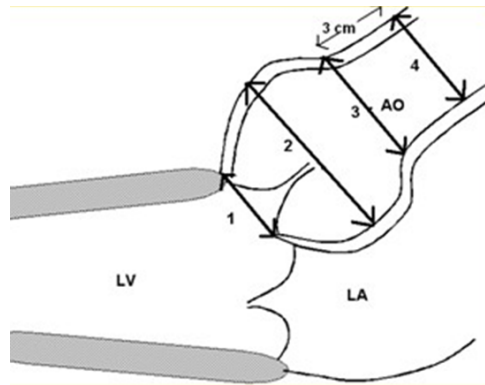


FIG. 1.2.5 – Exemple de mesures réalisées sur un examen longitudinal de la racine aortique. AO = aorte ascendante ; LV = ventricule gauche ; LA = oreillette gauche.

Récemment, Burman *et al.* [13] ont proposé d'étudier les sinus de Valsalva selon un plan transversal vis à vis de la racine aortique et situé à hauteur des valves. Dans ce plan, les cliniciens ont besoin des mesures entre deux cuspidés et entre chaque cuspide et sa commissure opposée pour étudier les possibles dilatations. C'est ce plan que nous choisirons également pour notre étude lors d'examens monocoupes. D'autres plans parallèles à celui-ci à d'autres niveaux de la racine aortique viennent également compléter les examens multicoupes. Le nombre de coupes sera dicté par les contraintes liées à l'examen, c'est à dire les limites techniques de l'appareil et les limites physiques du patient.

## Remplacement

La décision d'opérer et l'élaboration de la prothèse dépendent des mesures réalisées. Comme nous l'avons expliqué dans la section précédente, ces mesures sont loin d'être triviales. De plus, les aspects logiciels et mécatroniques utilisés par les praticiens lors d'un remplacement de la racine aortique sont également rudimentaires bien que constituant des éléments d'un grand intérêt. En effet, les prothèses à disposition sont majoritairement cylindriques et ne tiennent pas compte de la complexité de la forme des sinus de Valsalva, ni de la morphologie particulière de chaque patient à cet endroit.

A cause de cette approximation, la nouvelle paroi aortique n'est pas parfaitement adaptée à la forme et aux déplacements particuliers des valves du patient. Le stress résultant peut alors entraîner certaines complications post-opératoires et nécessiter une nouvelle opération voire un remplacement des valves prématurément usées.

## Logiciel

Il n'existe pas a fortiori de solution logicielle permettant une analyse métrologique et morphologique automatique des sinus de Valsalva. Il faut tout d'abord définir les modalités d'acquisition les plus favorables. Par ailleurs, les éléments géométriques à détecter puis à mesurer ne sont pas simples à définir. En conséquence, les traitements d'images à mettre en oeuvre ne sont pas triviaux.

L'objet principal de cette thèse est donc de proposer un protocole de traitement d'images afin d'objectiver et d'automatiser l'analyse et la mesure des sinus de Valsalva. Cela conduit à la réalisation d'un logiciel d'aide au diagnostic et constitue une première étape dans l'étude de la racine aortique de chaque patient en vue de proposer des prothèses adaptées à la morphologie de chacun.

## 1.3

# Images tomographiques

La tomographie permet de sonder l'intérieur de la matière, notamment à des fins médicales. Le principe est sensiblement le même pour l'ensemble des techniques tomographiques : Un rayonnement traversant la matière est étudié puis une ou plusieurs images sont reconstruites par calcul, selon un ou plusieurs plans de coupe [24]. Les principaux défauts des images générées dépendent de l'épaisseur de coupe, de la géométrie et de l'efficacité du détecteur ainsi que des méthodes de reconstruction [28].

Nous avons choisi d'étudier les sinus de Valsalva à travers des examens tomographiques issus d'IRM et de scanner. L'échographie ne fait pas partie des modalités retenues. Le choix d'un plan de coupe par cette technique n'est pas aussi précis qu'avec les autres. De plus, les images générées ne sont pas du même type en terme de contraste, de contour et de bruit. Bien que leurs fonctionnements soient en détail très complexes, les principes généraux de l'IRM et du scanner sont expliqués dans cette section après la présentation des éléments qui composent un examen d'imagerie médicale numérique.

### 1.3.1 Contenu d'un examen

#### Images en niveaux de gris



FIG. 1.3.1 – Exemple d'image en niveaux de gris à valeurs entières entre 0 et 255.

Un examen numérique est une représentation visuelle construite informatiquement à partir des données de l'appareil utilisé pour permettre d'étudier ce que l'oeil humain seul ne peut pas voir. Cette représentation est sauvegardée sur un support numérique sous la forme d'un ou de plusieurs fichiers binaires.

Une image en niveaux de gris peut être vue comme une matrice à deux dimensions où chaque élément correspond à un pixel dont l'intensité est une valeur normalisée, par

exemple réelle entre 0 et 1 ou entière entre 0 et 255. 0 correspond alors au noir et la borne supérieure au blanc. L'image de la figure 1.3.1 est ainsi équivalente à la matrice suivante :

$$\begin{pmatrix} 0 & 255 & 255 & 255 & 255 & 0 \\ 0 & 255 & 255 & 255 & 255 & 0 \\ 0 & 200 & 200 & 200 & 0 & 0 \\ 0 & 145 & 145 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 90 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Cette image peut ensuite être sauvegardée telle quelle ou en la compressant, avec ou sans perte, suivant le format de fichier choisi.

## Format DICOM

Le format que nous privilégions est un standard en imagerie médicale, conçu par l'ACR (American College of Radiology) en association avec la NEMA (National Electrical Manufacturers Association). Il s'agit du format DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) version 3, qui contient à la fois l'image sans perte de données et des informations utiles sur le patient et sur les conditions d'examen [6]. Ces informations sont appelées des métadonnées. Un fichier DICOM renseigne par exemple sur la date de l'examen, le nom, le sexe et la date de naissance du patient, les dimensions de l'image, sa résolution, l'épaisseur de coupe, ainsi que la position et l'orientation du plan d'acquisition choisi.

Il y a une seule image par fichier DICOM. De ce fait, un examen cinétique ou multi-coupe est constitué d'un ensemble de fichiers DICOM, qui seront ordonnés chronologiquement et spatialement à la lecture des métadonnées.

## Enregistrements JPEG

Pour tester la robustesse de nos méthodes, nous avons également à disposition quelques examens de scanner compressés avec perte au format JPEG [60, 23] (format très utilisé aujourd'hui et proposé par le Joint Photographic Experts Group). L'image est ainsi altérée, ajoutant certains artefacts liés aux méthodes de compression (découpage en blocs, quantification de la transformée en cosinus discrète [16]). De plus, les fichiers JPEG ne contiennent pas de métadonnées liées à l'examen. Du texte en noir et blanc et d'autres éléments ont été ajoutés autour de la zone à étudier, au sein même de l'image, ce qui rend son étude par traitement d'images potentiellement plus difficile (Figure 1.3.2).

Il y a également une seule image par fichier JPEG. Les examens cinétiques et multi-coupes sont donc enregistrés sous la forme de plusieurs fichiers JPEG dont le nom devra permettre de les ordonner sans ambiguïté.



FIG. 1.3.2 – Image d'un examen de scanner enregistré au format JPEG.

## 1.3.2 Principes de l'IRM

### Principe physique

Voici en quelques lignes les grands principes sur lesquels repose l'IRM. Pour une explication détaillée et sans raccourci des principes de l'IRM, se référer à l'ouvrage de Bruno Kastler [36].

Les noyaux d'atomes composés d'un nombre impair de neutrons et de protons tournent sur eux-mêmes autour d'un axe de rotation, comme peut le faire la Terre selon la direction définie par ses deux pôles magnétiques. Ce mouvement des noyaux, appelé moment cinétique (spin en anglais), génère un faible champ magnétique nommé moment magnétique. C'est en particulier le cas des noyaux d'hydrogène, qui possèdent un unique proton, et qui représentent environ deux tiers des atomes du corps humain.

l'IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) permet d'étudier les changements d'aimantation de ces noyaux lorsqu'ils sont soumis simultanément à l'action d'un fort champ magnétique statique et d'un champ électromagnétique impulsionnel tournant (Figure 1.3.3).

En l'absence de champ magnétique externe, l'orientation de l'axe de rotation de chaque proton est aléatoire. Une fois soumis au champ magnétique statique, tous ces axes s'orientent selon la même direction à la manière de boussoles soumises au champ magnétique terrestre. Le champ impulsionnel tournant va ensuite venir ponctuellement perturber cet équilibre et faire basculer le vecteur d'aimantation global (somme des vecteurs d'aimantation).

Durant la relaxation qui suit cette excitation les protons reprennent peu à peu leur orientation initiale. La rapidité de cette étape est de l'ordre de quelques millisecondes et dépend du type de tissu excité. Elle s'accompagne également de l'émission d'un signal qui dépend principalement de trois paramètres magnétiques du tissu :

- Le temps de relaxation longitudinale (T1) ;
- Le temps de relaxation transversal (T2) ;
- La densité de proton (DP).

L'ajustement de deux paramètres techniques permet de privilégier l'influence d'un

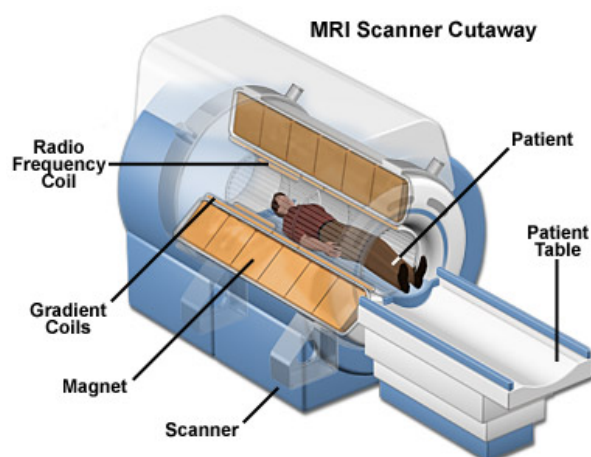


FIG. 1.3.3 – Schéma en coupe des principaux éléments qui composent un appareil IRM. Le patient est placé à l'intérieur de l'aimant et des bobines de gradient et de radio-fréquence.

paramètre magnétique : ce sont le temps d'écho (TE) et le temps de répétition (TR). Le premier correspond à l'intervalle qui sépare l'impulsion d'excitation de la moitié du temps d'acquisition. Le second est égal à la durée au bout de laquelle on reproduit l'excitation. Un TE court associé à un TR également court permettront d'acquérir une image pondérée en T1. A l'inverse, si TE et TR sont longs, on obtiendra alors une image pondérée en T2. Un TE court et un TR long permettront quant à une la construction d'une image en densité de protons.

L'application d'un champs magnétique supplémentaire, linéaire, appelé gradient, et d'ondes Radio Fréquences (RF), permet d'isoler la réponse des protons d'un plan spatial donné. Ce rôle est réalisé au niveau thoracique par une antenne dite réseau phasé. L'acquisition des images n'étant pas instantanée, celle-ci doit de plus être synchronisée à l'électrocardiogramme (ECG) pour être toujours positionnée au même moment du cycle cardiaque. Des images prises à différents instants du cycle permettent la construction d'une séquence ciné-IRM.

L'application d'un gradient de déphasage entraîne un déphasage progressif des spins les uns par rapport aux autres. Lors d'acquisition de séquences en écho de gradient, dont l'angle de bascule nettement inférieur à  $90^\circ$ , ce gradient est suivi d'un deuxième gradient qui va compenser l'effet du premier. Les spins vont alors se rephaser. L'acquisition du signal est effectuée à la fin du rephasage.

Les séquences de type SSFP (Steady State Free Precession ou true-FISP), actuellement utilisées pour l'étude dynamique de la fonction cardiaque, sont également basées sur l'écho de gradient. Le signal est une addition de l'aimantation transversale résiduelle et de l'aimantation basculée lors de l'impulsion RF.

## Reconstruction d'image

A partir des mesures de la relaxation, une transformée de Fourier [21] est construite (Figure 1.3.4.a). Celle-ci correspond à l'étude des fréquences et des phases de la relaxation

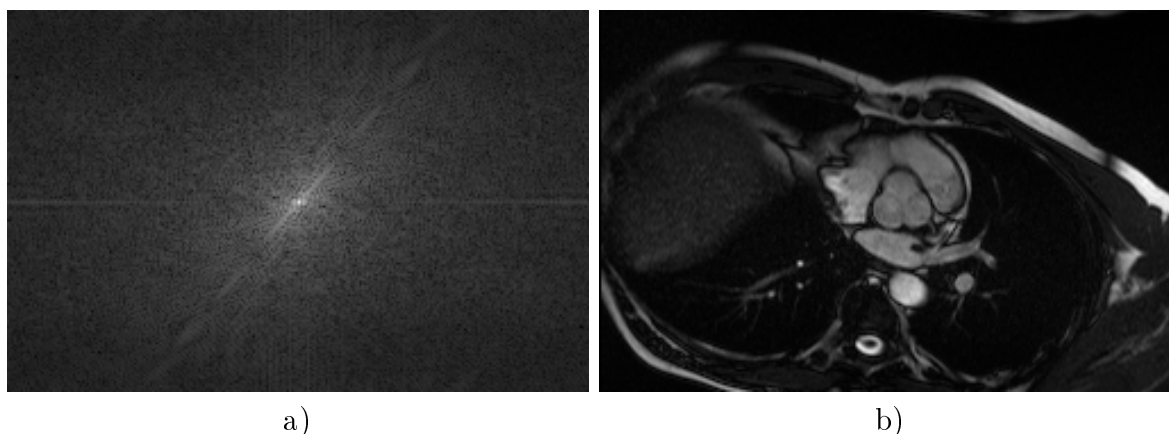


FIG. 1.3.4 – a) Module de la transformée de Fourier acquise par analyse des récepteurs de l'IRM. b) Image reconstruite.

selon le plan choisi. Cet outil d'analyse harmonique découle directement des travaux de Joseph Fourier (1768-1830), fameux mathématicien et physicien originaire d'Auxerre.

Grâce au calcul de la transformée de Fourier inverse, il est alors possible de visualiser le domaine spatial associé à ce domaine de Fourier, bref de reconstruire l'image de l'intérieur du corps selon le plan de coupe choisi. Au sein de cette image, l'intensité de chaque pixel dépendra du type de tissu situé à cet emplacement lors de l'acquisition (Figure 1.3.4.b).

## Conditions d'acquisitions

Les examens IRM proviennent d'un appareil IRM de 1,5T (Siemens Magnetom Avanto, Siemens Medical Solution, Allemagne) muni d'une antenne réseau phasé. Ce sont des séquences de type SSFP, dont la pondération est donc de type T2/T1, et avec synchronisation prospective sur l'électrocardiogramme, ce qui permet d'avoir un TR très court et d'avoir une qualité d'image moins diminuée pour le flux. Les séquences couvrent pratiquement l'ensemble du cycle cardiaque. Les paramètres d'acquisition sont les suivants :

- Temps de répétition (TR) : 1,54 ms ;
- Temps d'écho (TE) : 1,49 ms ;
- Angle de bascule ( $\alpha$ ) : 65 degrés ;
- 17 lignes par segment (17 lignes sont acquises pour une image par cycle cardiaque) ;
- Epaisseur de coupe : 5 mm ;
- Résolution temporelle : 27 ms par image ;
- Résolution isotrope du plan : entre 0,7 mm par pixel et 2,0 mm par pixel, selon l'examen (moyenne = 1,2 mm, écart-type = 0,4 mm) ;
- Nombre de plans : entre 1 et 7 suivant la résolution et la capacité du patient à tenir l'apnée.

Une séquence ciné-IRM composée d'un unique plan possède entre 19 et 50 images (30 images en moyenne) tandis que les séquences à plusieurs coupes ont au total entre 45 et 224 images chacune (80 images en moyenne).



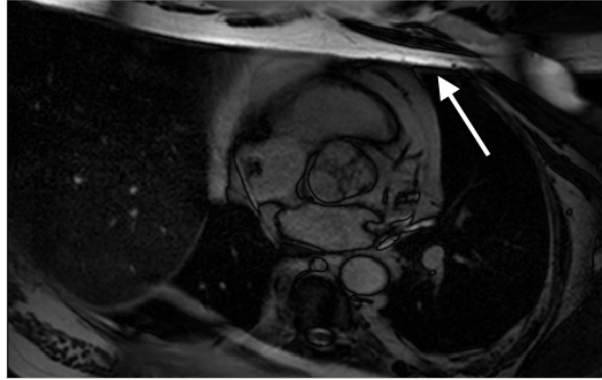


FIG. 1.3.5 – Exemple de repliement en haut de l'image IRM.

Il y a 44 examens simple coupe et 8 examens multi-coupes. Cela représente un unique examen à 7 coupes, 3 examens à 5 coupes et 4 examens à 3 coupes. La résolution du premier examen multi-coupe mentionné est de 1,56 mm par pixel tandis que celle des autres est de 0,96 mm par pixel.

## Avantages, inconvénients

L'IRM est une technique d'imagerie médicale non-invasive, sans effet ionisant, et qui semblent dépourvues d'effet biologique néfaste. Elle peut néanmoins s'avérer stressante pour le patient placé dans un espace confiné et soumis aux bruits de l'appareil. Quelques contre-indications existent également, notamment pour les personnes qui possèdent un neurostimulateur, un stimulateur cardiaque, ou toute prothèse ferromagnétique.

Les séquences IRM fournissent une information temporelle sur l'ensemble du cycle cardiaque, dont le mouvement et la déformation des sinus de Valsalva ainsi que l'ouverture et la fermeture des valves associées. Le contraste est élevé entre les vaisseaux sanguin et les autres tissus sans avoir besoin de produit de contraste. Les examens sont donc non invasifs. Mais, d'un autre côté, les résolutions temporelles et spatiales sont limitées par la capacité du patient à tenir l'apnée. De même, le nombre de coupes pouvant être acquises au cours de l'examen reste faible.

La résolution est plutôt bonne comparée à ce que l'on peut avoir par exemple avec des échographies, mais reste tout de même problématique pour l'application de traitement d'image. L'image est légèrement bruitée et les contours peuvent perdre en netteté à cause de l'épaisseur significative de la coupe. Enfin, sur quelques rares examens, un artefact de repliement peut se produire. Dans ce cas, deux parties du corps se superposent (Figure 1.3.5), ce qui peut influencer de façon significative sur les normalisations et les seuillages appliqués à ces images.

### 1.3.3 Principes du scanner

#### Principe physique

Les rayons X sont un rayonnement électromagnétique ionisant provenant de l'accélération d'électrons dans un tube sous vide par une tension électrique. Afin d'observer l'intérieur d'un patient, l'appareil scanner émet des rayons X qui sont partiellement absorbés par le corps, puis captés par des récepteurs après passage dans un collimateur. L'intensité absorbée dépend directement du type de tissu traversé. De plus, un produit de contraste peut être injecté dans les vaisseaux sanguins afin de les rendre davantage visibles par cette méthode.

Durant l'acquisition, l'émetteur de rayons X et les récepteurs sont en rotation tout autour du patient afin de mesurer les absorptions selon un grand nombre d'orientations. Toutes ces mesures permettent ensuite de reconstruire l'image d'une coupe. Une translation est également effectuée dans le cas d'examen multi-coupes. Le pas de translation permet de définir l'intervalle entre deux coupes successives. Si ce pas est inférieur à 1, il y a chevauchement des coupes, ce qui augmente le rapport signal sur bruit mais également le temps d'acquisition et l'irradiation du patient.

De la même façon, l'augmentation de la tension et des charges du tube améliore la qualité d'image, au prix d'une plus forte irradiation.

#### Reconstruction d'image

A partir des mesures d'absorptions des rayons X tout autour du corps humain selon un grand nombre d'angles, une image de l'intérieur du patient peut-être calculée. Pour cela, on utilise le théorème de Radon [62] (Figure 1.3.6) dont la transformée inverse repose elle-même sur la transformée de Fourier [21]. L'image construite possède une très large gamme d'intensités (plus de 2000). Afin que son observation s'effectue avec un contraste adapté à l'absorption des matières qui nous intéressent, l'image subit un fenêtrage et une normalisation de ses intensités selon une fenêtre dite médiastinale.

#### Conditions d'acquisitions

Les examens de scanner à notre disposition proviennent d'un appareil de deuxième génération double énergie 128-MDCT (Definition Flash, Siemens Medical Solutions, Erlangen, Allemagne). Le scanner est synchronisé à l'électrocardiogramme (ECG) afin que toutes les images correspondent au même moment du cycle cardiaque. Cette synchronisation est rétrospective. Les paramètres d'acquisition sont les suivants :

- Collimation :  $2 \times 64 \times 0,6$  mm ;
- Temps de rotation : 0,28 s ;
- Pas : 0,25 ;
- Tension du tube : 120 kV ;
- Charges du tube : 320 mAs ;
- Epaisseur de coupe : 1 mm ;
- Résolution isotrope du plan : 0,6 mm par pixel ;

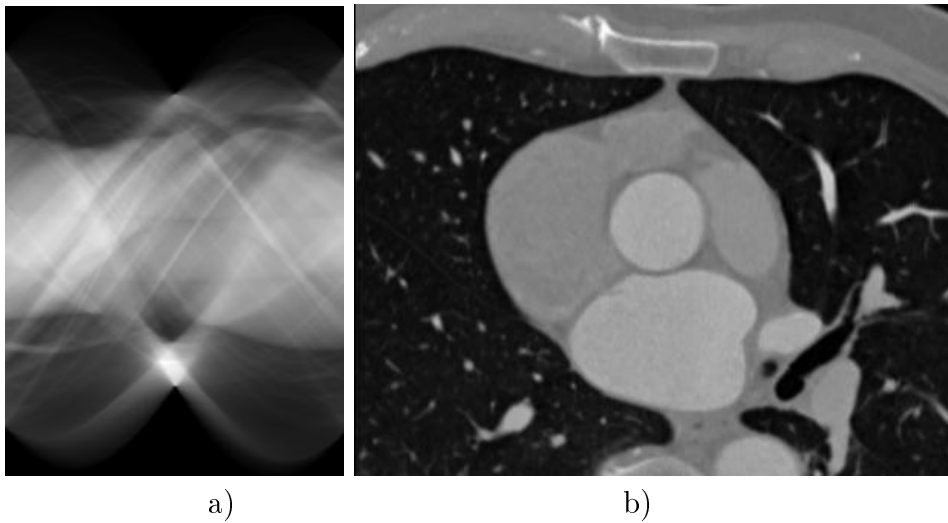


FIG. 1.3.6 – a) Transformée de Radon acquise par analyse des récepteurs du scanner. b) Image reconstruite.

- Nombre de plans : entre 22 et 35 ;
- Fenêtre mediastinale : Fenêtre : 600 – 800, Niveau : 100 – 200.

Un produit de contraste (80 mL Iomeron [400 mg iode/mL], Bracco Altana Pharma, Milan, Italie) est injecté en intraveineuse à un débit de 5 mL/s.

Notre étude ayant été tardivement étendue aux examens scanner, notre base ne contient au total que 4 examens de cette modalité. Cependant, la qualité des images étant plus élevée que celle des examens IRM, les tests de nos méthodes sur cet échantillon restreint nous laisse présager de leurs comportements sur d'autres examens du même type.

### Avantages, inconvénients

Les examens acquis ne couvrent pas le cycle cardiaque contrairement aux séquences IRM, mais ils possèdent un grand nombre de plans le long de la racine aortique (plus d'une vingtaine d'images par examens). L'inévitable exposition aux radiations est évidemment l'inconvénient principal de cette technique, mais l'injection du produit de contraste permet une très bonne visibilité de l'aorte. De plus, la résolution spatiale des examens issus du scanner est meilleure que celles des séquences IRM. Les images sont de très bonne qualité : Il n'y a pas d'artéfact visible et le rapport signal sur bruit est excellent.

## 1.4

# Traitement d'images

### 1.4.1 Des problèmes ouverts, des approches variées

#### Complexité et richesse du traitement d'images

Le traitement informatique des images numériques est un domaine très vaste et toujours en développement. Il englobe de nombreuses méthodes aux approches variées qui tentent de répondre à des problèmes dont la formulation est souvent simple mais dont la réponse n'est ni évidente, ni unique, ni idéale. Il est par exemple souvent intéressant de détecter dans les images des formes élémentaires, telles que les lignes [34], les cercles [76, 47], les ellipses [74]. Pour caractériser les formes, il peut être utile également de détecter les coins [30, 32] et autres points dominants visibles [54, 51]. De manière générale, on cherche également couramment à extraire des contours [14] ou des régions de l'image. On parle alors de détection de contour et de segmentation.

Mais ces analyses élémentaires sont rendues difficiles par l'aspect discret des images, leur diversité et la difficulté de transposer d'un point de vue mathématique et logique des concepts de visions qui restent encore aujourd'hui relativement intuitifs.

Afin d'aider à atteindre l'objectif fixé, les images peuvent également subir différents traitements, consistant par exemple à modifier leur histogramme ou à appliquer des filtres pour réduire le bruit et le flou présent. On parle alors de débruitage et de restauration d'images.

A chaque problème, il existe plusieurs approches, reposant sur un ou plusieurs concepts empruntés souvent aux autres sciences, et chaque approche a vu naître plusieurs méthodes concurrentes ou complémentaires proposées par la grande communauté scientifique du traitement d'images.

#### Plusieurs approches pour chaque problème

Il existe plusieurs écoles de pensées pour résoudre l'ensemble ou une partie des problèmes inhérents au traitement d'images. Nous pouvons entre autres citer les approches suivantes :

- Méthodes stochastiques : l'image est un champ de Markov auquel un bruit additif gaussien a été ajouté ;

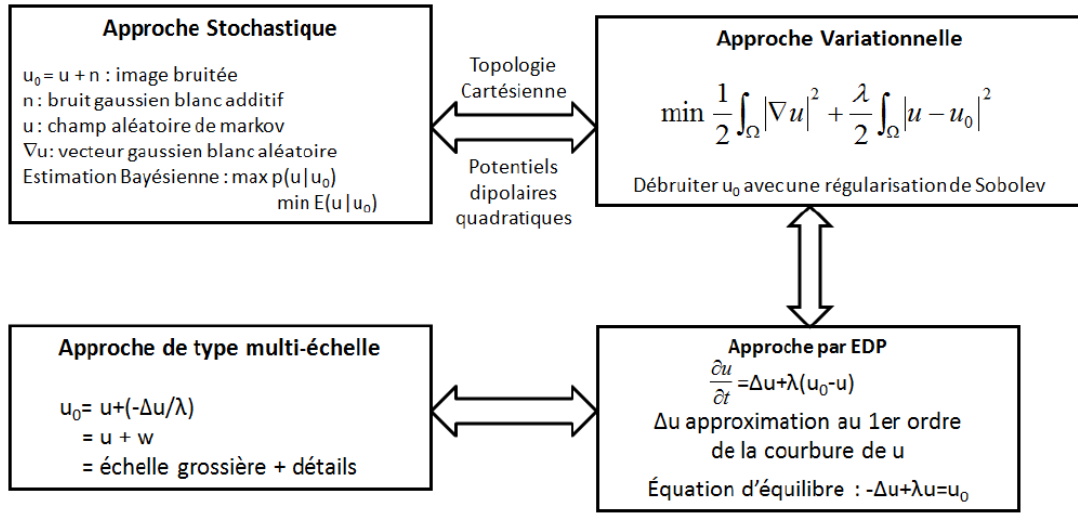


FIG. 1.4.1 – Exemple de relations entre différentes approches pour une problématique de débruitage, d'après T.F. Chan et J. Shen.

- Méthodes variationnelles : l'image est la représentation discrète d'une fonction continue qui peut par exemple être dérivée ;
- Méthodes harmoniques : l'image peut se décomposer en fréquences par transformée de Fourier [21] ou via une transformée en ondelettes qui sépare les échelles grossières des détails.
- Méthodes par Equation aux Dérivées Partielles (EDP) : l'image est solution d'une EDP telle que l'équation de la chaleur [21]. Cette approche est très utile notamment pour le débruitage et la restauration par inpainting [69].

Chaque démarche possède ses propres avantages et inconvénients. Cependant, ces différentes approches ne sont pas toutes indépendantes et des relations existent entre elles [15] (Figure 1.4.1), permettant ainsi de tirer successivement profit des meilleurs outils en fonction des problématiques rencontrées.

## Le cas des contours actifs

Au delà de cette liste, certains outils transversaux sont également utilisés, comme les contours actifs, utiles à la détection de contours et à la segmentation, notamment pour les images médicales [3].

Un contour actif est un modèle déformable  $v(s)$  qui doit converger pour épouser les contours contenus dans une image. Cette convergence est réalisée par la minimisation d'une fonction d'énergie  $E$  pendant la déformation du modèle [10]. La fonction d'énergie peut être décomposée comme la somme d'une énergie interne  $E_{int}$ , d'une énergie image  $E_{img}$  et d'une énergie externe  $E_{ext}$  :

$$E = \int_0^1 (E_{int}(v(s)) + E_{img}(v(s)) + E_{ext}(v(s))) ds \quad (1.4.1)$$

L'énergie interne permet de contrôler la régularité du contour détecté en favorisant les

continuités et pénalisant les oscillations. L'énergie image est, comme son nom le laisse entendre, liée aux informations qui peuvent être tirées de l'image, comme par exemple le gradient qui renseigne sur la présence de contours importants. L'énergie externe quant à elle permet de définir des contraintes de haut niveau (points de contrôle, forces de répulsion) lorsque certains a priori sont connus.

Lorsque la minimisation de l'énergie  $E$  est achevée, le modèle déformable doit alors se trouver au plus proche des contours que l'on souhaitait détecter.

Dans la pratique et selon les contours actifs utilisés, la qualité du résultat dépend cependant grandement de l'état initial du modèle -de son plus ou moins faible éloignement géographique du contour réel-, et des paramètres à apprécier pour chaque énergie. Un savant équilibre doit aussi être trouvé entre l'importance accordée à chaque force. Cette pondération et le paramétrage optimal du contour actif peuvent ainsi varier significativement en fonction du véritable contour à extraire et de l'image à étudier.

Ces inconvénients rendent peut-être aisée la maîtrise de ces outils dans un contexte de processus automatique dont le paramétrage doit rester constant quel que soit l'examen étudié. C'est pourquoi ces modèles ne sont pas employés pour la résolution de notre problème. Tout juste serviront-ils par comparaison à juger de la qualité des autres méthodes utilisées. Nous préférons ici l'usage d'outils de morphologie mathématique, plus intuitifs et selon nous plus adaptés à nos besoins.

## 1.4.2 Bases de la morphologie mathématique

La morphologie mathématique est née en France dans les années 60 grâce aux travaux de Georges Matheron et Jean Serra [26]. Cette théorie est directement mise en pratique, notamment en traitement d'image, par des opérateurs dont l'influence dépend directement des formes étudiées.

Les opérateurs de base utilisent une opération proche de la convolution qui distribue le supremum ou l'infimum entre l'image à étudier et un élément structurant. Cette pseudo-convolution repose sur des comparaisons entre les pixels de l'élément structurant et les pixels de l'image. Les éléments structurants peuvent être plats (binaires) ou plus complexes. Il en découle une efficacité et une facilité d'utilisation avérée en segmentation d'images [29, 67, 68]. En particulier, les paramètres d'une suite de traitements morphologiques peuvent être choisis grossièrement en fonction de la seule résolution spatiale. Si la chaîne est bien construite, une légère variation de ces paramètres ne devrait pas entraîner de changement significatif dans le résultat final.

Pour l'ensemble de ces raisons, l'utilisation de la morphologie mathématique a été prédominante tout au long de ces recherches. Dans cette partie, nous nous attachons à présenter quelques outils simples de morphologie mathématique binaire et en niveaux de gris avec élément structurant plat. Dans un souci d'isotropie, les éléments structurants seront des disques. Ainsi pour chaque opérateur de base, le seul paramètre sera le rayon dudit disque.

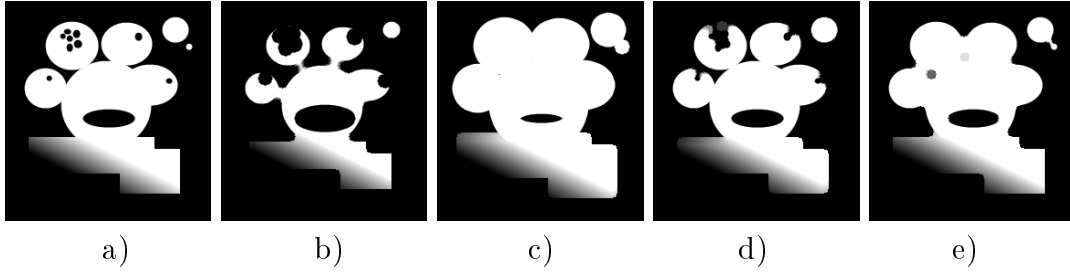


FIG. 1.4.2 – Opérations de morphologie mathématique avec un élément structurant disque de rayon 5 pixels. a) image initiale ; b) érosion ; c) dilatation ; d) ouverture ; e) fermeture.

## Dilatation, érosion, ouverture et fermeture

Les deux premiers opérateurs de morphologie mathématique sont la dilatation et l'érosion. Soit  $B_r$  un disque blanc de rayon  $r$ .  $B_r$  est un élément structurant isotrope. La dilatation (notée  $\oplus$ ) d'une fonction  $f$  par  $B_r$  est donnée par l'expression suivante :

$$f \oplus B_r(x) = \text{Sup}\{f(x - y), y \in B_r\} \quad (1.4.2)$$

Inversement, l'érosion (notée  $\ominus$ ) de  $f$  par  $B_r$  est égale à :

$$f \ominus B_r(x) = \text{Inf}\{f(x + y), y \in B_r\} \quad (1.4.3)$$

Comme leur nom l'indique, l'érosion rétrécit les formes (Figure 1.4.2.b) tandis que la dilatation en augmente la taille (Figure 1.4.2.c). La composition de l'érosion par la dilatation (appelée ouverture et notée  $\gamma$ ) efface les formes de petite taille (Figure 1.4.2.d). A l'inverse, la composition de la dilatation par l'érosion (appelée fermeture et notée  $\varphi$ ) supprime les trous plus petits que l'élément structurant (Figure 1.4.2.e). L'ouverture et la fermeture morphologiques sont souvent appliquées successivement et de façon répétée pour réaliser ce que l'on appelle un Filtre Alterné Séquentiel (FAS) qui régularise les objets et permet d'en faire une étude granulométrique [35, 49].

## Reconstruction géodésique

La reconstruction géodésique permet de reconstruire une région à partir d'un marqueur [66, 71]. La reconstruction  $\gamma^{REC}$  d'une fonction  $f$  à partir d'un marqueur  $g$  est définie comme le suprémum des dilatations géodesiques de  $g$  à l'intérieur de  $f$  :

$$\gamma^{REC}(f, g) = \text{Sup}\{\text{Inf}(g \oplus B_r, f), r > 0\} \quad (1.4.4)$$

Sur une image  $I$ , cet outil peut permettre de combler tous les trous présents dans les formes, quelles que soient leurs tailles, par une inversion des intensités puis une reconstruction géodésique à partir du bord de l'image (Figure 1.4.3.a). Cette opération est notée  $H(I)$ . En utilisation normale, la reconstruction géodésique va également permettre d'augmenter le contraste entre la région cherchée et son extérieur en éliminant les grandes intensités qui ne sont pas dans la région qui contient le marqueur (Figure 1.4.3.c et 1.4.3.d). Une illustration de ce principe est également donnée pour les fonctions 1D figure 1.4.3.b.

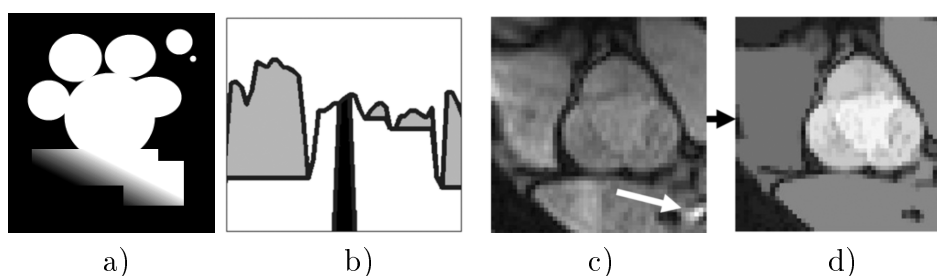


FIG. 1.4.3 – a) Fermeture des trous de l'image 1.4.2.a par reconstruction géodésique ; b) Reconstruction géodésique (zone inférieure blanche) d'une fonction 1D (zone grise) à partir d'un marqueur (zone noire) ; c) Image IRM en niveau de gris centrée sur des sinus de Valsalva ; d) Reconstruction géodésique de c) à partir du centre.

## Gradient morphologique

En considérant le disque unitaire  $B_1$ , le gradient morphologique  $\nabla^\pm$  résulte de la différence entre la dilatation de l'image par  $B_1$  et l'érosion de la même image par  $B_1$  [63].

Selon le même principe sont également définis les gradients morphologiques internes  $\nabla^\ominus$  et externes  $\nabla^\oplus$  : il s'agit respectivement de la différence entre la forme initiale et son érosion unitaire et entre la dilatation unitaire et la forme d'origine.

### 1.4.3 Quelques outils utiles et utilisés

En plus des outils de morphologie mathématique, voici quelques outils basiques qui sont utilisés plusieurs fois dans les méthodes que nous avons développées.

#### Binarisation

La binarisation d'une image en niveaux de gris est une opération simple qui consiste à choisir une valeur de seuil puis à construire une nouvelle image à deux niveaux, noir et blanc, où chaque pixel noir correspond à un pixel initial dont l'intensité était inférieure au seuil et où chaque pixel d'intensité supérieure ou égale au seuil est devenu blanc (Figure 1.4.4.b). La représentation matricielle choisie pour ces images binaires contiendra les deux seules valeurs 0 et 1.

#### Normalisation

Il arrive parfois qu'une image initiale ou qu'une image résultante d'autres traitements possède des pixels dont la gamme des intensités ne couvre pas l'intégralité de l'intervalle des niveaux de gris possibles. Dans ce cas, pour le calcul et pour l'affichage, le contraste n'est pas optimal.

Soit  $I$  une telle image et  $\min()$  (respectivement  $\max()$ ) la fonction qui fournit l'intensité minimale contenue dans une image. On précède alors généralement à une normalisation des valeurs, ce qui dans le cas d'intensités réelles entre 0 et 1, revient à faire le calcul



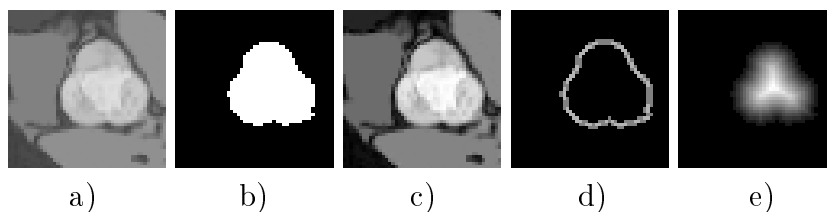


FIG. 1.4.4 – a) image initiale ; b) binarisation de a) avec un seuil de 0.35 ; c) normalisation de a) ; d) norme du gradient de b) ; e) transformée de distance de l'inverse de b).

suivant pour obtenir l'image normalisée  $I^{[0;1]}$  (Figure 1.4.4.c) :

$$I^{[0;1]} = \frac{I - \min(I)}{\max(I) - \min(I)} \quad (1.4.5)$$

## Gradient

Le gradient d'une image peut également être défini de façon différentielle. La différence entre les intensités de deux pixels voisins selon l'axe des abscisses (respectivement des ordonnées) définit le gradient horizontal  $\nabla_x$  (respectivement le gradient vertical  $\nabla_y$ ). Le gradient complet  $\nabla$  est le vecteur dont les composantes sont  $\nabla_x$  et  $\nabla_y$  (Figure 1.4.4.d).

## Transformée de distance

Une transformée de distance ou carte de distance est une image où l'intensité de chaque pixel correspond à la distance minimale entre celui-ci et un objet ou un contour de référence. La transformée dépend de la métrique utilisée. Elle peut même être définie par accumulation des résultats d'érosions morphologiques. Dans notre cas, nous utiliserons la transformée de distance euclidienne [53] (Figure 1.4.4.e) que nous noterons  $\delta$ .

## 1.4.4 Démarche

Dans un souci d'objectivité, de rapidité et de robustesse, nous avons donc proposé des solutions basées sur ces outils simples afin de localiser la région des sinus de Valsalva, d'extraire leurs contours et de détecter les points caractéristiques qui sont utiles pour leur analyse médicale. Quelques approfondissements à des fins cliniques ont également été réalisés à partir d'algorithmes du même genre. Pour chacune de ces problématiques, nous avons fait le choix radical d'utiliser des méthodes élémentaires à tendance déterministe et nécessitant un minimum de paramétrage. Ce parti pris nous permet de proposer aujourd'hui un logiciel d'aide au diagnostic rapide et fiable. La succession de chaque traitement se veut logique et permet d'accéder dans la plus grande majorité des cas à un résultat fiable et exploitable, sans introduire aucune variation, ni par action manuelle, ni par paramétrage modifiable entre chaque étude d'examen.

# Chapitre II

## Localisation des sinus



## 2.1

# Localisation manuelle

Il convient d'abord de localiser les sinus de Valsalva au sein de coupes qui couvrent l'intégralité du corps. Cette localisation se traduit par la définition et l'extraction d'une région d'intérêt carrée de taille constante dans chaque image. Ainsi les images à traiter sont de taille plus petite et la place prise par les sinus est beaucoup plus importante que celle qu'ils peuvent occuper dans les images complètes des examens. Les temps de traitement et l'influence des autres organes s'en trouvent tous deux diminués.

### 2.1.1 Principe

Dans un souci de rapidité et de simplicité, nous avons déjà cherché à extraire manuellement les régions d'intérêt à partir dans un premier temps d'examens ciné-IRM. Nous pouvons observer que, sur un examen cinétique comme nos séquences, acquises en apnées, la position des sinus de Valsalva varie peu pendant le cycle cardiaque.

Une région d'intérêt carrée de taille et de position fixes acceptable peut donc être définie comme une région qui contient les sinus de Valsalva dans leur intégralité pour une image donnée mais également une zone supplémentaire autour d'eux qui correspond à la plus grande déformation et au plus grand déplacement que peuvent subir des sinus. Le contour du sinus doit donc être éloigné au minimum de cette valeur limite.

Compte tenu de la taille variable mais limitée des sinus de Valsalva, nous avons fixé la taille de la région d'intérêt à 80 mm de côté. Les dimensions en pixels sont donc automatiquement ajustées en fonction de la résolution de l'examen considéré. L'utilisateur clique à l'intérieur des sinus de Valsalva sur la première image de la séquence, ce qui définit la position centrale de la région d'intérêt (Figure 2.1.1). Il peut ensuite vérifier, par lecture vidéo de la séquence, que les sinus de Valsalva ne sortent à aucun moment de cette région (Figure 2.1.2).

### 2.1.2 Résultats et limites

La définition manuelle d'une région d'intérêt interagit sur les résultats finaux. Cette influence est étudiée sur un examen ciné-IRM de dilatation des sinus, grâce aux mesures automatiques obtenues par les méthodes qui seront présentées dans les sections 3.1 et 4.1.

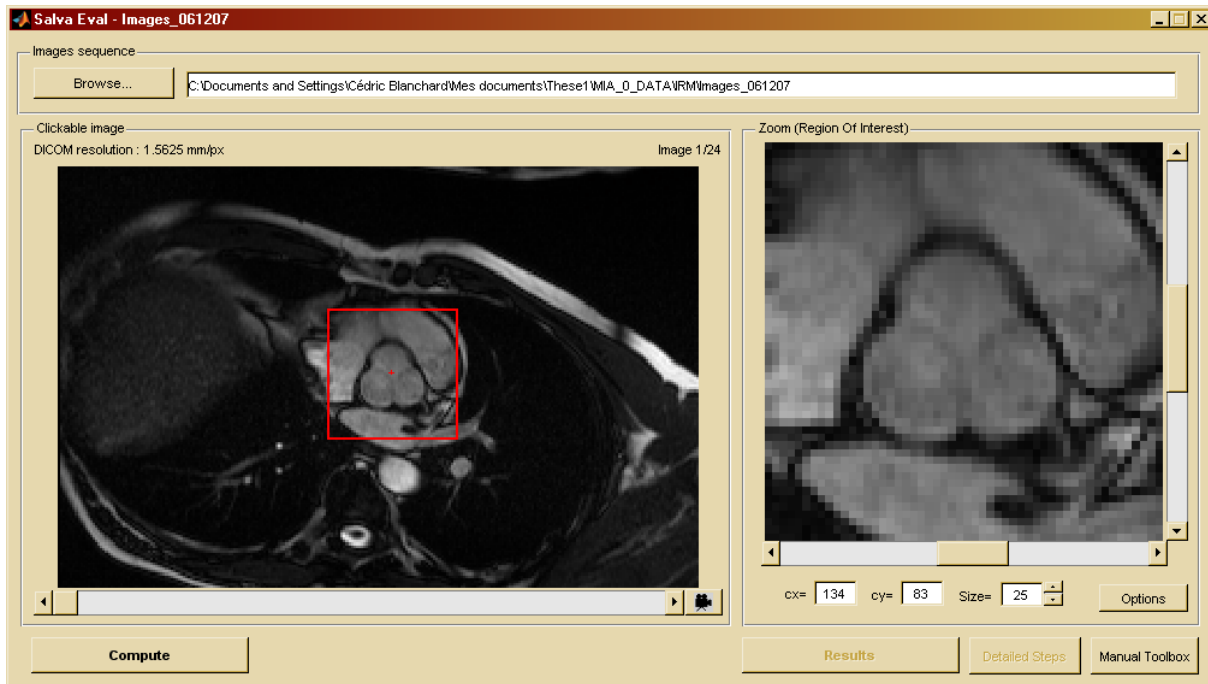


FIG. 2.1.1 – Interface de la localisation manuelle. Après chargement de l'examen, l'utilisateur est invité à définir la région d'intérêt (image de droite) manuellement par un clic à l'intérieur des sinus de Valsalva sur la première image de la séquence (image de gauche).

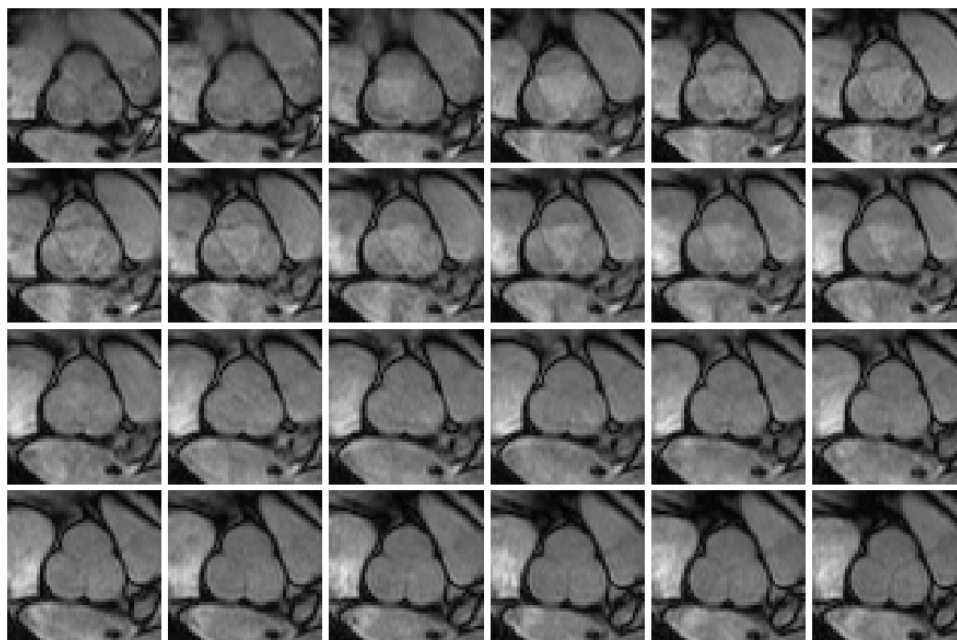


FIG. 2.1.2 – Exemple sur un examen complet des régions d'intérêt issues d'une localisation manuelle. Il s'agit d'un examen ciné-IRM simple coupe dont la lecture temporelle se fait en ligne puis en colonne dans le sens de lecture occidental.

Nous avons exécuté successivement la détection des sinus à partir de plusieurs régions d'intérêt, de centre et de taille différents. Un clic proche du centre et une région de taille standard constituent le cas de référence. La taille de la région d'intérêt varie de plus ou moins 16 mm (soit 20% de la taille initiale). Le centre est quant à lui translaté dans un voisinage immédiat puis dans un carré de 7,8 mm centré sur le clic de référence et enfin en un point relativement éloigné bien que toujours à l'intérieur des sinus.

Sur l'ensemble des mesures, la variation des résultats n'excède pas 3% des mesures de référence lorsque le centre de la région varie de plus ou moins un pixel selon les deux axes ou lorsque la taille de la région passe à 64 mm au lieu de 80 mm. Pour une région dont le centre est compris dans un carré de 7,8 mm, les différences ne dépassent pas 6%. Pour une région de 96 mm, 78% des différences sont inférieures à 3% et la différence maximale est de 7,7%. La plupart des variations restent donc acceptables même si une modification de la taille de la région d'intérêt influence davantage les mesures.

Cette étape induit donc des variations, même minimales, entre deux résultats de traitements d'un même examen. De plus, la région ne suit pas le déplacement des sinus de Valsalva. C'est pourquoi nous avons cherché à automatiser la localisation des sinus et la définition de la région d'intérêt.



## 2.2

# Localisation automatique

Puisque la définition manuelle d'une région d'intérêt pour étudier les sinus de Valsalva introduit inexorablement une variation des résultats, même faible, nous avons cherché à automatiser cette étape.

Notre problématique s'apparente à la localisation de sections de vaisseaux sanguins importants. Des méthodes pour les images de scanner ont été proposées dans de récents travaux [38, 48], mais des recherches dans ce domaine sont toujours en cours et nous n'avons trouvé aucune méthode dans la littérature qui pourrait également s'appliquer aux séquences IRM.

Nous avons donc étudié les différents examens en notre possession et cherché quelles étaient les propriétés communes à tous les sinus et pour toutes leurs images, le but étant de rester universelle tout en étant assez précis pour mettre en place notre propre méthode de localisation automatique. Voici nos conclusions.

Les sinus de Valsalva sont :

1. Un organe à l'intérieur du corps du patient, bien éloigné de l'épaisseur de graisse (le corps du patient est supposé immobile pendant l'examen) ;
2. Une région simplement connexe (d'un seul tenant et sans trou) dont la taille est incluse dans un intervalle d'acceptabilité ;
3. Une région dont l'intérieur est plutôt clair, en dépit de valves éventuellement visibles et des variations du flux sanguin ;
4. Une région peu déformable et peu mobile à l'intérieur d'une coupe ;
5. Une région localement redondante selon des coupes parallèles puisque prolongée par le reste de la racine aortique.

Soit un examen et soit  $I_z(k)$  la  $k$ -ième image du plan  $z$ . Même sans la connaissance précise des limites des sinus, ceux-ci peuvent être localisés dans chaque image  $I_z(k)$ . Nous avons en effet mis au point un algorithme de localisation d'organes dont les étapes sont les suivantes :

- Normalisation des intensités robuste aux hypersignaux non-significatifs ;
- Détection de l'intérieur du corps sur la première image disponible (prop. 1) ;
- Détection des régions plutôt claires, redondantes spatialement et temporellement (prop. 2, 3 et 4) ;



- Construction de trajectoires pour localiser les régions redondantes et peu mobiles (prop. 4 et 5).

Notre méthode est détaillée dans les sections suivantes où l'opérateur binaire  $\circ$  décrit le produit de Hamadard entre deux matrices.

## 2.2.1 Normalisation et binarisation

Afin de ne pas être influencé par les petites régions claires non-significatives qui peuvent parfois apparaître dans un examen et qui assombrissent visuellement les régions qui nous intéressent, chaque image  $I_z(k)$  est normalisée entre 0 et 1 avec la contrainte suivante : les intensités les plus élevées sont écrêtées pour que le nombre de pixels affectés de la valeur maximale après normalisation soit significatif.

Ce taux de pixels à 1 est fixé pour chaque image à 2%. Si l'on prend comme exemple une image carrée de 256 pixels de côté, il y a au total environ 65500 pixels. Le taux choisi impose d'avoir au moins 131 pixels à 1 après normalisation, ce qui correspond à un carré de 11 pixels de côté, soit 4,3% de la longueur de l'image.

Cette variante de la normalisation classique est notée  $\Xi_c(I)$ , où  $c$  est le pourcentage minimal de pixels à 1 et  $I$  l'image à normaliser. Définissons un seuil  $i_c(I)$  comme :

$$i_c(I) = \max\{i \in [\min(I); \max(I)] / \frac{|\{val(p, I) \geq i, p \in I\}|}{|I|} \geq c\} \quad (2.2.1)$$

avec  $val(p, I)$  la fonction qui fournit l'intensité d'un pixel  $p$  dans une image  $I$ .

$\Xi_c(I)$  peut alors être exprimé comme suit :

$$\Xi_c(I) = \min\left(1, \frac{I - \min(I)}{i_c(I) - \min(I)}\right) \quad (2.2.2)$$

En considérant que les pixels plutôt clairs de l'image sont ceux qui ont une intensité supérieure à 0.3 après la normalisation, nous introduisons également  $T_c(I)$ , fonction qui binarise l'image à 30% à partir de sa normalisation.

## 2.2.2 Détection de l'intérieur du corps

Puisque le corps est globalement immobile pendant l'examen, la région  $A_z$ , qui définit l'intérieur du corps du patient dans un plan de coupe  $z$ , peut être déterminée à partir de la première image temporelle  $I_z(1)$  de ce plan (Figure 2.2.1.a). Soit  $B_{R1}$  un disque dont le rayon est cohérent avec la taille moyenne d'un corps humain vu en coupe et soit  $B_{R2}$  un deuxième disque dont le rayon est cette fois-ci lié à l'épaisseur moyenne de graisse qui entoure le corps.  $A_z$  est défini comme suit :

$$A_z = \varphi(T_c(I_z(1)), B_{R1}) \ominus B_{R2} \quad (2.2.3)$$

La fermeture morphologique fusionne les organes clairs à l'intérieur du corps pour ne plus faire qu'une seule forme puis l'érosion ôte la zone de graisse superficielle. Cette restriction permet de ne plus être influencé par les grandes intensités de la graisse pour les traitements suivants, et notamment les normalisations et binarisations.

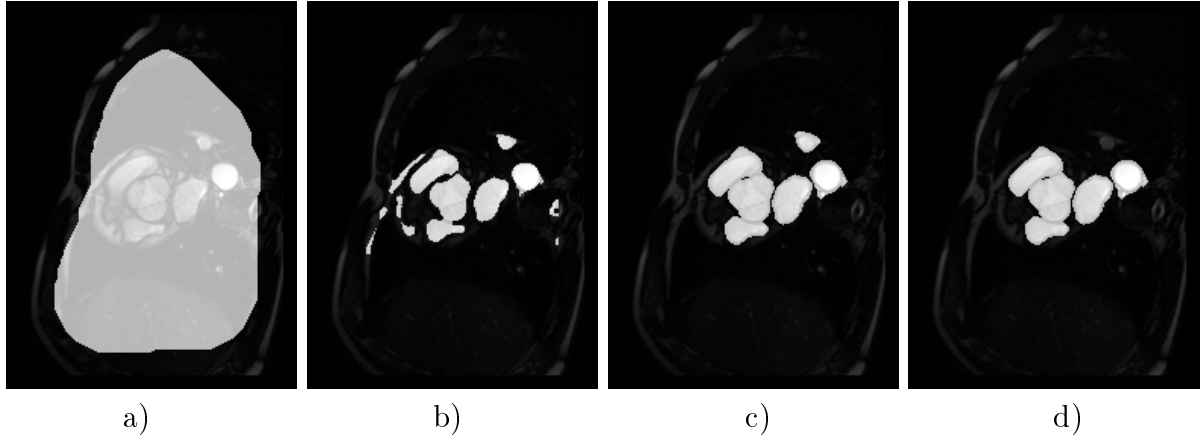


FIG. 2.2.1 – Principales étapes pour parvenir à extraire les régions intéressantes. D’abord l’intérieur du corps est détecté (a). Ensuite les pixels clairs sont extraits (b) et les régions claires identifiées (c) dans chaque image de l’examen. Finalement, la segmentation est corrigée (d) afin de supprimer les régions qui ne sont pas présentes dans toutes les images.

### 2.2.3 Extraction des régions claires

Pour chaque image, les pixels clairs de l’intérieur du corps (Figure 2.2.1.b) sont donnés par :

$$A1_z(k) = T_c(I_z(k) \circ A_z) \quad (2.2.4)$$

Selon la première propriété des sinus énoncée au début de la section 2.2, ces derniers sont majoritairement composés de pixels clairs. Afin de vérifier les deuxième et troisième propriétés, l’image binaire  $A1_z(k)$  est ensuite régularisée. Les trous sont comblés par reconstruction géodésique, les éléments proches sont fusionnés par fermeture morphologique et les petits éléments sont effacés par ouverture morphologique :

$$A2_z(k) = \gamma(\varphi(H(A1_z(k)), B_{R3}), B_{R4}) \quad (2.2.5)$$

Où  $B_{R3}$  et  $B_{R4}$  sont deux disques dont la taille est du même ordre de grandeur que celle des sinus.

Afin de conserver des formes proches de l’information image,  $A2_z(k)$  est ensuite géodésiquement reconstruit à l’intérieur de  $A1_z(k)$ . Une dilatation par un élément structurant  $B_{R5}$  de petite taille garantit enfin que les sinus sont bien entièrement à l’intérieur du nouveau masque défini (Figure 2.2.1.c) :

$$A3_z(k) = \gamma^{REC}(A1_z(k), A2_z(k) \circ A1_z(k)) \oplus B_{R5} \quad (2.2.6)$$

Finalement, selon les quatrième et cinquième propriétés des sinus de Valsalva, une contrainte temporelle est appliquée. Soit  $B_{R6}$  un élément structurant qui simule les mouvements et déformations maximales acceptables. Chaque région claire de l’image considérée doit être incluse dans la dilatation du masque défini pour l’image précédente et la dilatation de celui de l’image suivante :

$$A4_z(k) = (A3_z(k-1) \oplus B_{R6}) \circ A3_z(k) \circ (A3_z(k+1) \oplus B_{R6}) \quad (2.2.7)$$

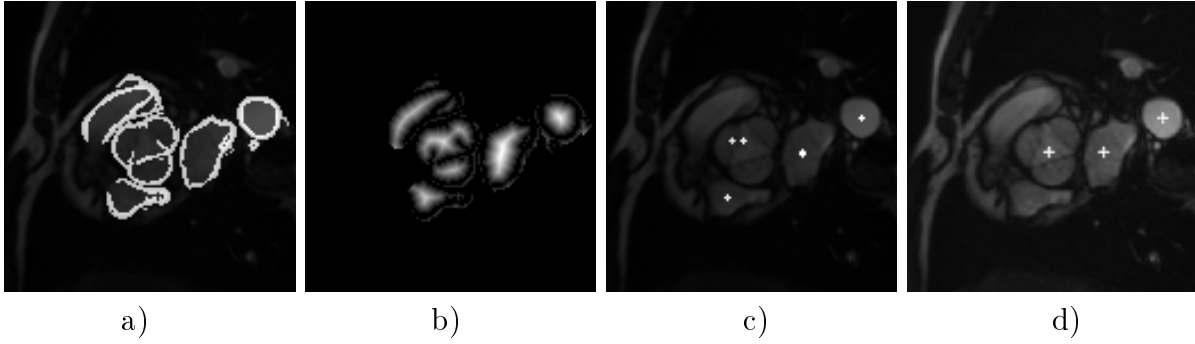


FIG. 2.2.2 – Localisation des régions plutôt claires. a) Contours principaux à l'intérieur de la zone définie figure 2.2.1.d. b) Transformée de distance de a) à l'intérieur de 2.2.1.d. c) Maxima locaux de b). d) Trajectoires détectées. Le point de c) en haut à gauche est éliminé de toute trajectoire car il ne possède pas de point voisin dans l'ensemble des images.

Pour la première (respectivement la dernière) image, seul le masque suivant (respectivement le précédent) est pris en compte. Les images binaires finales représentent les régions claires parmi lesquelles se trouvent entièrement les sinus et la racine aortique (Figure 2.2.1.d).

## 2.2.4 Trajectoires

Même si les différents organes ne sont pas séparément identifiés dans  $A4_z(k)$ , nous pouvons associer un point à chaque organe dans chaque image pour localiser celui-ci. Selon l'orientation des examens, les sinus de Valsalva et la racine aortique sont des domaines étoilés (il existe au moins un point à l'intérieur de la projection de l'organe tel que tout segment reliant ce point à un autre point de l'organe ou de son contour est entièrement inclus à l'intérieur de l'organe). Les points détectés associés seront proches du centre de la section aortique considérée.

D'abord les contours principaux à l'intérieur des régions claires sont détectés par binarisation de la norme du gradient centré  $\nabla$  :

$$A5_z(k) = T_c(|\nabla(\Xi_c(I_z(k)))| \circ A4_z(k)) \quad (2.2.8)$$

Pour réduire l'influence du bruit et du flux sanguin qui peuvent générer de petits contours isolés,  $A5_z(k)$  est érodé par un disque unitaire puis reconstruit géodésiquement (Figure 2.2.2.a) :

$$A6_z(k) = \gamma^{REC}(A5_z(k), A5_z(k) \ominus B_1) \quad (2.2.9)$$

Ensuite, il faut trouver dans chaque image un point central pour chaque organe intéressant (donc au moins un point pour les sinus). Pour cela, on cherche les points qui sont localement les plus éloignés des contours grâce à la transformée de distances  $\delta$  [53] (Figure 2.2.2.b) :

$$A7_z(k) = \delta(A6_z(k)) \circ A4_z(k) \quad (2.2.10)$$

Les points les plus éloignés sont ceux dont l'intensité est localement maximale dans  $A7_z(k)$  (Figure 2.2.2.c). Principalement à cause de la discrétisation, ces points sont nombreux et ne sont pas tous pertinents. A partir de ces points, nous allons cependant réussir à construire une trajectoire pour chaque région. La trajectoire d'une région est un ensemble composé d'un point par image et localisé dans la région. Les points les plus proches d'une image à l'autre sont donc rassemblés au sein de la même trajectoire.

Les trajectoires incomplètes, c'est à dire qui ne possèdent pas un point pour chaque image, sont complétées par les barycentres des deux points les plus proches temporellement pondérés par le nombre d'images qui séparent l'image courante de ces points.

Ces trajectoires peuvent ensuite être régularisées. Les points les plus aberrants sont d'abord déterminés en utilisant la distance entre chaque point et le barycentre de la trajectoire. Ce sont les points dont la distance n'est pas dans l'intervalle de confiance de six écart-types centré autour de la moyenne des distances. En effet, si l'on considère l'ensemble des distances comme une distribution normale, statistiquement 99.7% des valeurs seront incluses dans cet intervalle. Les points aberrants sont remplacés, comme les points précédemment manquants, par le barycentre des deux points non-aberrants les plus proches temporellement.

Enfin, au regard de l'ordre de grandeur du diamètre de la racine aortique, certaines trajectoires sont par moment trop proches l'une de l'autre. Dans ce cas, une seule est gardée afin de s'assurer de n'obtenir finalement qu'une seule trajectoire par région (Figure 2.2.2.d). Les trajectoires les plus naturelles et les plus stables sont privilégiées : si l'une des trajectoires a deux fois plus de points corrigés que l'autre, la première est éliminée. Sinon, la trajectoire retenue est celle dont l'écart-type des distances au barycentre est le plus faible.

## 2.2.5 A propos des examens ciné-IRM multi-coupes et de scanner

Si l'examen est une séquence IRM qui couvre la racine aortique grâce à plusieurs plans de coupe parallèles, alors les étapes précédentes sont appliquées indépendamment pour chaque coupe. Le nombre de trajectoires peut ensuite être réduit en associant les trajectoires des différentes coupes. En effet, une trajectoire fiable pour notre étude est une trajectoire qui apparait dans tous les plans. Ceci est la dernière propriété énoncée au début de la section 2.2. En d'autres mots, une trajectoire est gardée si et seulement si une autre trajectoire proche peut être trouvée dans chacun des autres plans.

Les examens de scanner ne possèdent pas d'information temporelle. Il n'y a en conséquence qu'une seule image par coupe. Cependant, les tests nous permettent d'affirmer que le même protocole de traitements peut être appliqué à ces examens, en remplaçant simplement la contrainte (et la coordonnée) temporelle par la contrainte (et la coordonnée) spatiale de l'ordre des coupes.

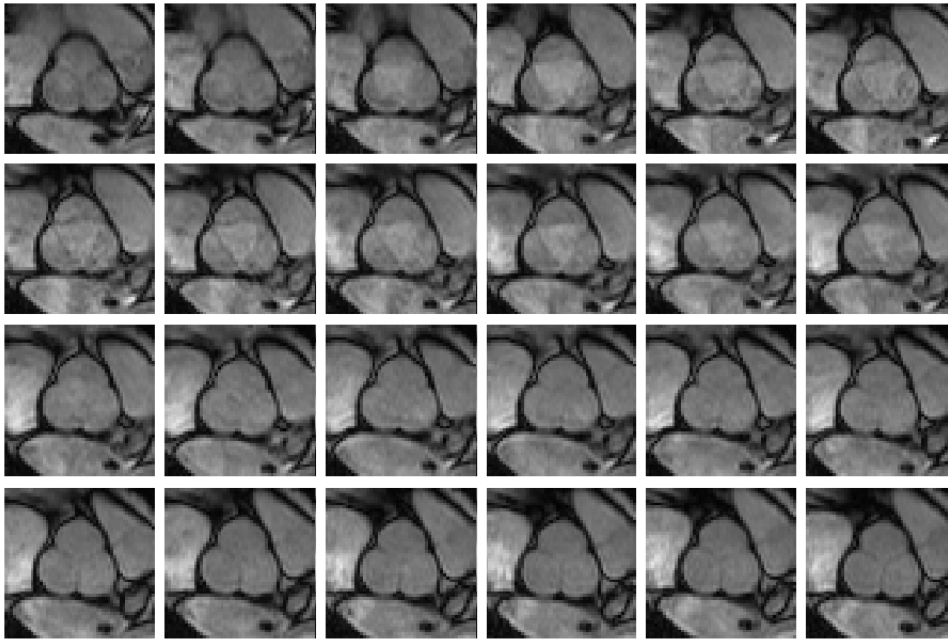


FIG. 2.2.3 – Exemple des régions d'intérêt issues de la localisation automatique appliquée au même examen que la figure 2.1.2.

## 2.2.6 Région d'intérêt

Le résultat des traitements fournit souvent plus d'une trajectoire. Pour les examens multicoupes, il s'agit principalement de la localisation des sections des vaisseaux principaux qui traversent l'ensemble des plans de coupe. Pour localiser les sinus de Valsalva, il suffit donc de sélectionner manuellement l'unique trajectoire qui se trouve à l'intérieur de ceux-ci.

Le processus global n'est donc pas totalement automatique. Cependant, de part la construction automatique de la trajectoire des sinus, il n'y a plus de variation inter-observateur ni intra-observateur.

Comme pour la localisation purement manuelle, une région d'intérêt (ROI) est ensuite extraire. Celle-ci est centrée sur la trajectoire sélectionnée (Figure 2.2.3). Sa dimension en pixels est calculée à partir de la résolution spatiale de l'examen, pour englober une surface réelle de  $80 \text{ mm} \times 80 \text{ mm}$ .

## 2.2.7 Résultats et discussion

### Rapidité

Implémenté avec Matlab sur un PC sous windows XP (dual core 2.4GHz, 3Go RAM), la localisation automatique dure entre 7 secondes et 2 minutes suivant l'examen, sa résolution, la taille et le nombre d'images qu'il contient. La rapidité du processus peut sans doute être augmentée en optimisant le code source, changeant de langage de programma-

		Min	Max	Moyenne	Ecart-type
<b>Ciné-IRM simple coupe</b>	Durée	07	86	42	30
	Trajectoires	02	28	09	5,3
	SV	0	1	0,95	0,21
<b>ciné-IRM multi-coupes</b>	Durée	78	124	95	19
	Trajectoires	01	09	05	2,5
	SV	0	1	0,88	0,35
<b>Scanner</b>	Durée	34	70	49	17
	Trajectoires	02	12	05	3,8
	SV	1	1	1,00	0,00

TAB. 2.2.1 – Durée et résultat de la localisation automatique sur l’ensemble des examens de notre base. Chaque ligne contient la durée du traitement (en seconde), le nombre de trajectoires trouvées et le nombre de trajectoires à l’intérieur des sinus de Valsalva (SV). Les valeurs minimale, maximale, moyenne et l’écart-type de ces données composent les informations de ce tableau.

tion ou la station de travail. Il ne s’agit pas d’une méthode temps réel et elle nécessite plus de temps qu’une localisation manuelle. Cependant, cette durée reste acceptable lors de l’étude d’un examen. L’étude statistique des durées de traitements sur l’ensemble de la base d’examens est donnée table 2.2.1.

## Efficacité

La table 2.2.1 contient également le taux de succès et le nombre de trajectoires trouvées par la localisation automatique. Cette méthode trouve parfois un grand nombre de trajectoires (jusqu’à 28), mais le nombre moyen de trajectoires reste correct (9 pour les examens ciné-IRM simple coupe et 5 pour les autres examens). Les sinus de Valsalva sont détectés dans la quasi totalité des examens et localisés par une unique trajectoire.

Seuls trois examens sont récalcitrants. Le taux de succès de la localisation automatique est de 95% pour les examens ciné-IRM simple coupe, 88% pour les examens ciné-IRM multi-coupes et de 100% pour les examens de scanner.

## Robustesse

Le premier examen récalcitrant avec la localisation automatique contient un repliement (Figure 2.2.4.a), ce qui est l’un des artéfacts spécifiques à l’IRM. Même si le repliement n’est pas au niveau des sinus de Valsalva, la détection du corps, la normalisation et la binarisation ne sont plus corrects à cause de la zone de superposition d’organes qui est plus claire que le reste. Néanmoins, ce problème peut être réglé en normalisant l’image en fonction de l’intensité maximale extérieure à la zone de repliement. Il y a également dans la base de données quelques autres examens contenant un repliement moindre. La localisation automatique fonctionne bien dans ce cas.

Les deux autres séquences problématiques (Figure 2.2.4.b) échouent à cause de la

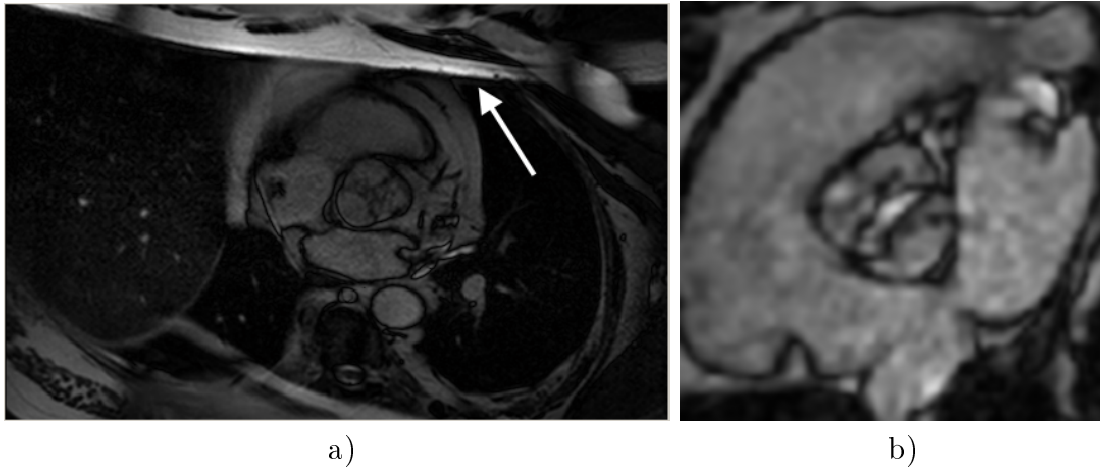


FIG. 2.2.4 – a) Examen problématique contenant un repliement en haut des images. b) Examen problématique de sinus de Valsalva dont les valves sont très calcifiées.

présence d'une calcification au niveau des valves aortiques. Dans ce cas, leurs contours sont à la fois trop épais et trop foncés. Un rétrécissement aortique entraîne également un flux sanguin dont l'intensité est très prononcée à l'ouverture des valves. Il n'y a actuellement aucune solution pour ce cas où chaque cusps est considérée comme une région distincte par notre méthode de localisation.

La localisation automatique réussit à détecter les sinus de Valsalva pour tous les autres examens (Figure 2.2.5), y compris ceux qui ont été enregistrés sous la forme d'images JPEG contenant du texte (Figure 2.2.6).

## Conclusions

En fonction des besoins prioritaires, la localisation manuelle ou la localisation automatique peuvent chacune être préférée. Pour un premier résultat rapide, la localisation manuelle sera la meilleure option. Si par contre il faut assurer la reproductibilité des résultats et éviter l'influence de l'intervention humaine, sujette à variation et à la subjectivité, alors la localisation sera réalisée automatiquement par la méthode proposée.

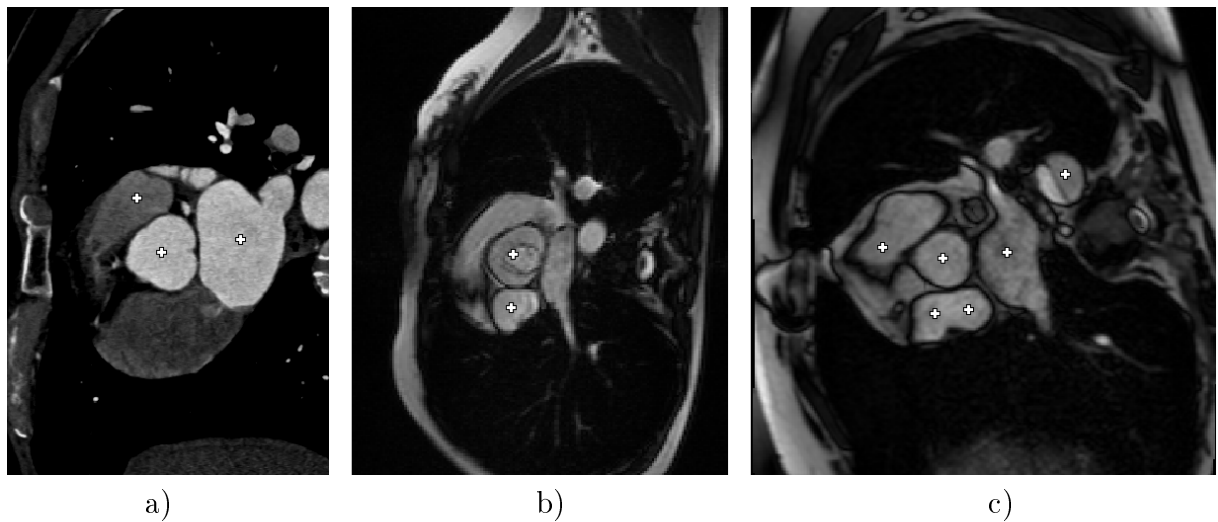


FIG. 2.2.5 – Localisation automatique des organes clairs et redondants (croix blanches) au sein d'un examen de scanner de tricuspédie (a) et de séquences IRM contenant des sinus bicuspides (b) et tricuspides (c).

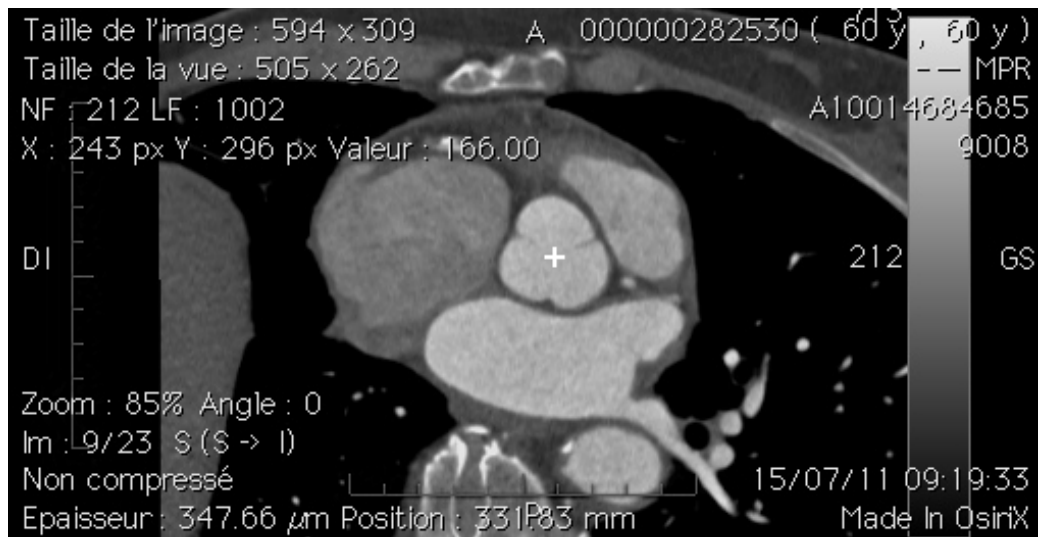


FIG. 2.2.6 – Localisation automatique des sinus de Valsalva (croix blanche) au sein d'un examen de scanner enregistré au format JPEG et contenant du texte incrusté dans ces images.





# Chapitre III

## Extraction du contour



## 3.1

# Binarisation contrôlée de la reconstruction géodésique

Un premier algorithme d'extraction des contours sur des examens cinétiques a été développé pour montrer la simplicité et la faisabilité de cette extraction par application d'outils de morphologie mathématique. Cette méthode sera notée BGR pour Binarization of the Geodesic Reconstruction.

### 3.1.1 Binarisation de la reconstruction géodésique

Imaginons une reconstruction géodésique appliquée depuis un marqueur central comprenant le pixel central de la région d'intérêt et ses huit pixels voisins (Figure 3.1.1.b). Ce marqueur est constitué d'un carré central de taille  $3 \times 3$  qui est une copie de la même zone dans l'image initiale et les autres pixels du marqueur sont mis à zéro. Ainsi les intensités trop importantes qui se trouvent à l'extérieur de la région des sinus disparaissent au profit de pixels d'intensités plus homogènes et plus sombres. A l'inverse les pixels à l'intérieur de la région des sinus conservent leur intensité. En d'autres termes, l'image résultante fournit une carte de détection non normalisée fondée sur l'hypothèse que la structure d'intérêt est plus claire que le reste (Figure 3.1.2).

Le résultat de cette reconstruction géodésique peut ensuite être binarisé avec un seuil différent pour chaque image au moyen d'une quantification par minimum de variance [73] sur les intensités. Partant du postulat que la forme des sinus à déterminer doit théoriquement être simplement connexe (propriété 2 décrite au début de la section 2.2), les trous éventuellement présents dans la forme binaire sont comblés.

La quantification donne souvent de bons résultats mais peut parfois échouer (Figure 3.1.3) lorsque la reconstruction géodésique ne fournit pas de différence assez significative entre l'intensité des pixels intérieurs et celle des pixels externes (Figure 3.1.1.c). Cela est principalement dû à la faible épaisseur qui peut parfois séparer les sinus des autres organes qui composent l'image, mais aussi à la présence de gradients trop importants induit par le flux sanguin à l'intérieur de l'aorte. Il est donc nécessaire d'ajouter une étude supplémentaire sur les variations de l'aire des sinus au cours de l'examen pour identifier les segmentations erronées et tenter de les corriger.

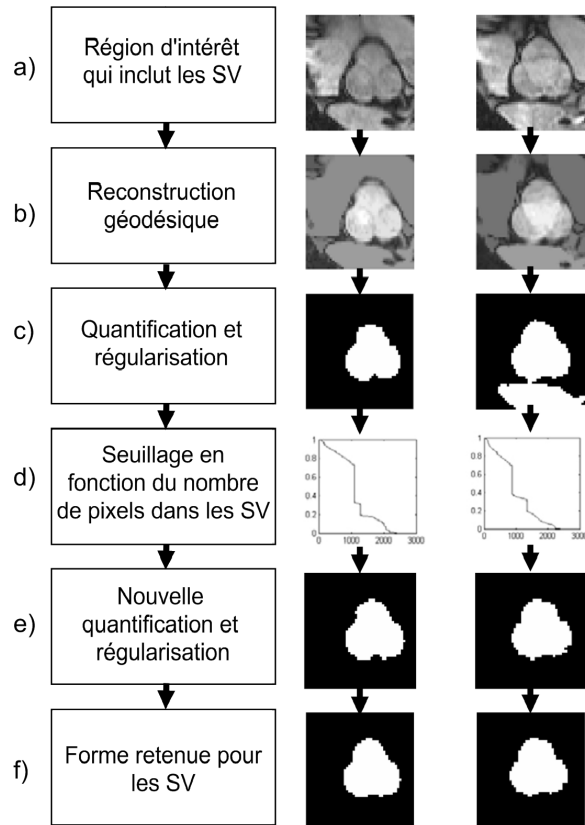


FIG. 3.1.1 – Diagramme des différentes étapes du traitement automatique des séquences IRM pour en extraire les sinus de Valsalva (SV). Chaque étape est illustrée avec deux images (à gauche en diastole et à droite en systole) provenant d'un même examen de sinus tricuspides légèrement dilatés.

### 3.1.2 Evaluation de l'aire des sinus

Il convient donc de corriger la première binarisation en tenant compte de la faible variation possible de la surface des sinus de Valsalva durant un cycle cardiaque [39] (Propriété 5 de la section 2.2). Pour chaque image de la séquence la surface des sinus est calculée en sommant simplement les pixels de la région binaire obtenue par la quantification précédente.

L'aire minimale des sinus sur l'ensemble de la séquence constitue une borne inférieure  $A_{min}$  acceptable de l'ensemble des aires de sinus même s'il peut exister quelques sous-estimations. A l'inverse l'aire maximale n'est pas du tout un bon majorant car les résultats de la binarisation peuvent être de mauvaise qualité sur certaines images où la frontière entre les sinus et des organes voisins est parfois ambiguë et où l'aire de la binarisation contient une partie non négligeable de l'extérieur des sinus, allant même parfois jusqu'aux bords de la région d'intérêt. Une borne supérieure  $A_{max}$  est alors définie comme étant égale à une fois et demi l'aire minimale. Seuls les images binaires avec des aires comprises entre  $A_{min}$  et  $A_{max}$  sont gardées pour le calcul de l'aire de référence.

La moyenne  $m_0$  et l'écart-type  $\sigma_0$  des aires restantes sont calculés. Nous partons ensuite

du postulat que les valeurs forment un ensemble de variables aléatoires suffisamment décorréliées, de moyenne stationnaire et d'écart-type comparable. En faisant appel au théorème central limite, on conjecture alors que les aires sont réparties comme une variable aléatoire gaussienne. De plus, pour les variables de ce type, la probabilité d'être dans l'intervalle  $[m_0 - 3\sigma_0; m_0 + 3\sigma_0]$  est d'environ 99,7%. Nous pouvons donc dire que les valeurs en dehors de ces limites peuvent être considérées comme aberrantes. Pour une estimation robuste de l'aire nous les supprimons donc de nos prochains calculs.

L'aire moyenne et l'écart-type sont recalculés sur le nouvel échantillon et la même sélection statistique peut être opérée plusieurs fois pour s'assurer de la disparition de toutes les mauvaises valeurs. Dans notre cas, nous avons observé que réaliser plus de trois itérations ne donnait plus d'amélioration notable compte tenu du nombre de valeurs considérées. Finalement, après trois itérations, la moyenne ( $m_3$ ) du panel est désignée comme aire finale de référence.

### 3.1.3 Correction du seuil de binarisation

Pour choisir au mieux le seuil correct pour chaque image, le résultat de la reconstruction géodésique est alors binarisée une seconde fois, en utilisant l'aire moyenne comme aire de référence. On construit pour cela un histogramme cumulatif de la reconstruction (Figure 3.1.1.d), depuis la plus grande jusqu'à la plus faible intensité. Lorsque l'intensité passe de 1 (ou 255) à 0, l'histogramme passe alors de 0 au nombre total de pixels dans l'image. Le seuil adapté est alors le niveau où le nombre de pixels de l'histogramme est le plus proche de la valeur de l'aire de référence  $m_3$  (Figures 3.1.1.e et 3.1.4).

De plus, si la différence absolue entre l'aire de référence et l'aire d'une image dépasse 20% de l'aire de référence [39], alors l'image est classée comme problématique car mal segmentée. Elle est exclue des traitements et des calculs qui suivent. Notons enfin qu'une fermeture morphologique élémentaire est opérée sur les régions retenues pour éventuellement débruiter la segmentation en termes de courbure tout en préservant la forme (Figure 3.1.1.f).

### 3.1.4 Résultats et comparaisons

Notre première méthode d'extraction du contour des sinus de Valsalva est simple et rapide. Quel que soit l'examen ciné-IRM analysé, le temps de traitement ne dépasse pas 10 secondes avec le matériel décrit section 2.2.7. Malgré sa simplicité, le taux de succès de notre méthode est plus qu'honorable. Celle-ci permet donc d'étudier les dimensions statistiques des sinus de Valsalva sur une séquence.

Cependant, la méthode ne parvient pas toujours à extraire le contour sur l'intégralité des images de l'examen. Sur l'ensemble des tests, environ 30% des images sont récalcitrantes. De plus, l'algorithme est conçu pour fonctionner uniquement avec les examens ciné-IRM d'une seule coupe. Une méthode plus générale serait souhaitable afin de pouvoir traiter indifféremment les séquences IRM et les examens statiques issus de scanners.

Mais avant d'aller plus loin, nous avons déjà comparé visuellement l'efficacité de

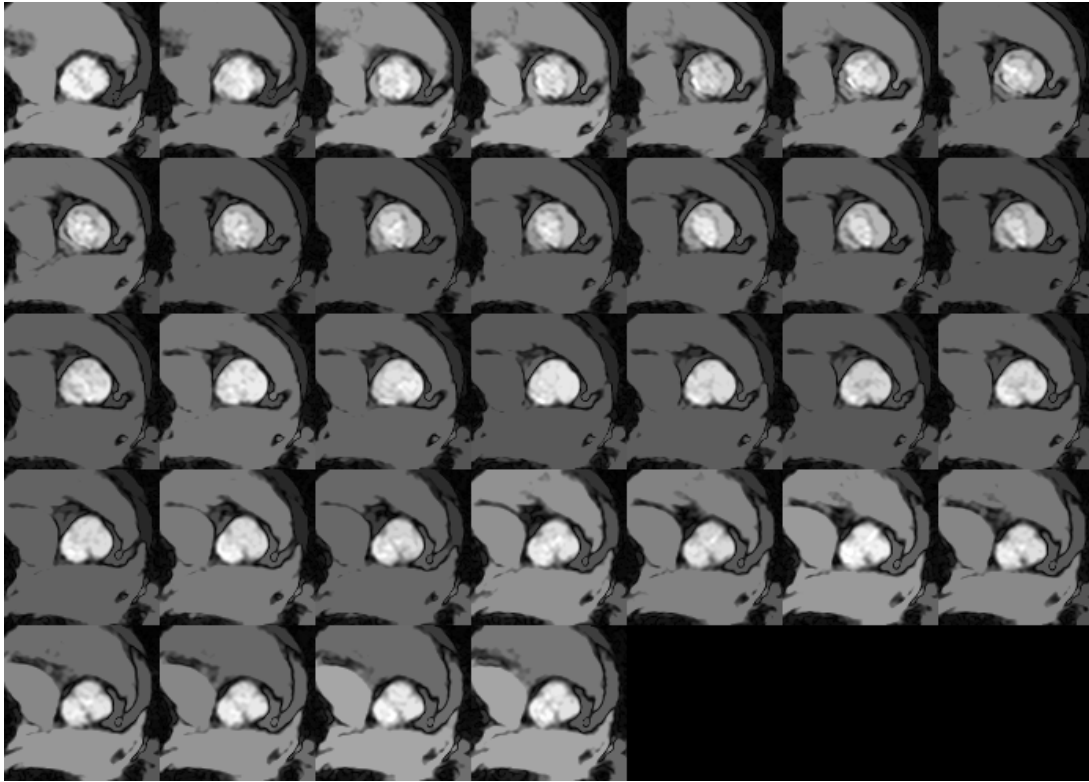


FIG. 3.1.2 – Reconstruction géodésique sur une séquence complète.

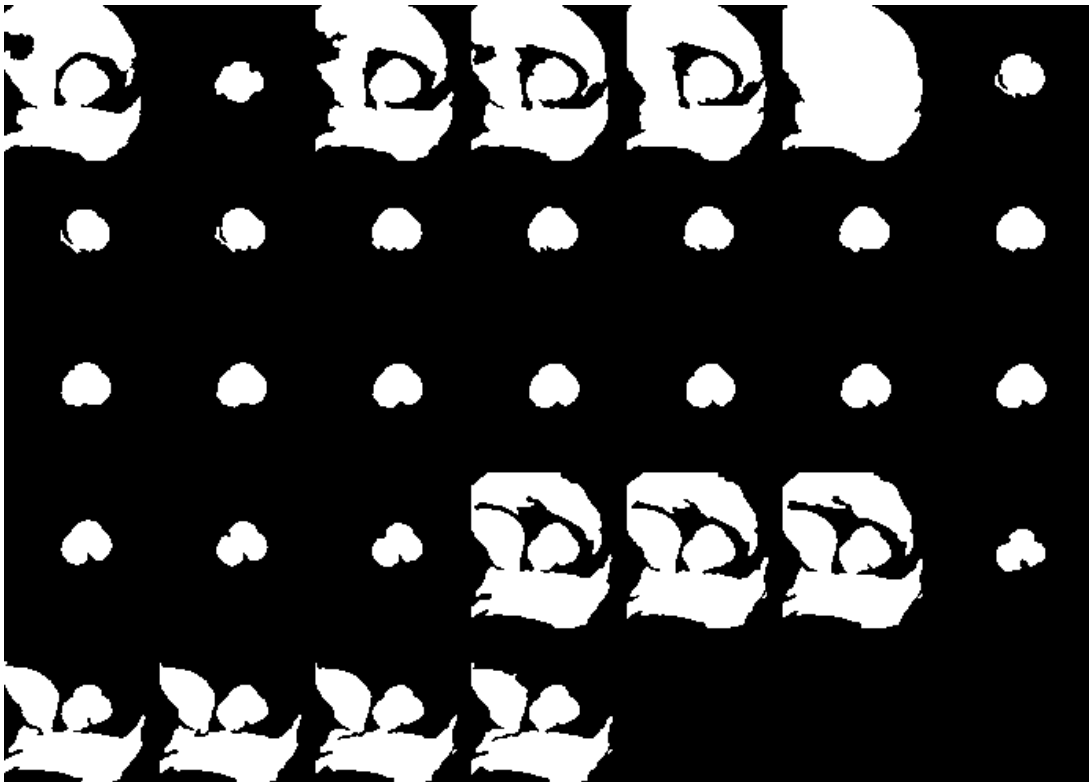


FIG. 3.1.3 – Binarisation de la reconstruction géodésique par minimum de variance.

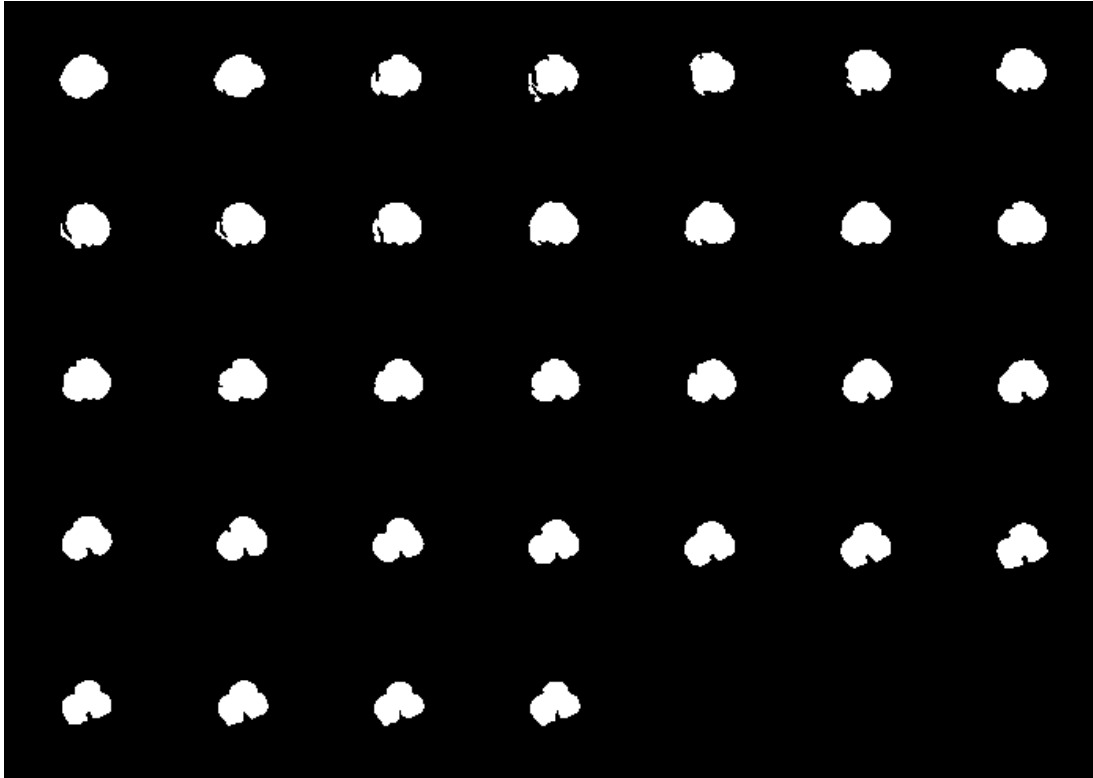


FIG. 3.1.4 – Nouvelle binarisation de la reconstruction géodésique après évaluation de l’aire des sinus de Valsalva.

notre méthode avec divers contours actifs, méthodes largement employées en segmentation d’images médicales. Voici les différentes méthodes retenues suivies des résultats qualitatifs de cette comparaison.

### Balloon Active Contour (BAC)

Le contour actif à bulle [18] (Balloon Active Contour (BAC)) est une méthode relativement simple de courbe fermée discrète qui se déforme de façon expansive tout en cherchant à minimiser une énergie donnée. Cette énergie se décompose en une énergie interne, liée à la forme du contour, et une énergie externe, fonction de l’information contenue dans l’image.

La force d’expansion se traduit dans l’énergie par une étude du gradient dans une fenêtre d’interaction proche et en dehors du contour. Le sommet d’énergie minimale est translaté vers l’extérieur d’une distance fonction d’un paramètre de raideur et selon un vecteur orthogonal au segment qui relie les deux sommets voisins du sommet d’énergie minimale. Un coefficient de raideur gère l’ajout de nouveaux sommets lors de l’expansion. Au niveau de l’énergie, celle-ci devra décroître jusqu’à ce que l’on nomme l’explosion de la bulle, étape à laquelle un gonflement local anormal apparaîtra sur le contour, synonyme d’un passage dans une autre cavité, du dépassement de la région de la bulle idéale.

BAC est une méthode simple qui impose une initialisation qui ne dépasse pas de



l'intérieur de la région à détecter.

## Poisson Inverse Gradient (PIG)

Pour éviter qu'un contour actif ne se referme sur lui-même lorsqu'il se trouve dans une région d'intensité constante où la force déduite de l'image est nulle, un champ de vecteurs force est calculé par diffusion dans les régions planes des forces liées aux contours. La méthode la plus courante est le Gradient Vector Flow (GVF) [75]. Cependant, une étude récente a montré que de meilleurs résultats peuvent être obtenus en utilisant la méthode Vector Field Convolution (VFC) [44], plus particulièrement lorsque le contour est automatiquement initialisé par une ligne de niveau selon l'algorithme Poisson Inverse Gradient (PIG) [45]. VFC est simplement une convolution entre la carte des contours de l'image et un vecteur noyau. La méthode PIG sélectionne la meilleure ligne de niveau pour l'initialisation en résolvant l'équation de Poisson suivante :

$$\Delta E = -div(v) \quad (3.1.1)$$

où  $div$  est la divergence et  $\Delta$  est l'opérateur Laplacien. La solution de cette équation est une ligne de niveau qui est déjà proche du contour à détecter.

## Reaction-Diffusion Network (RDN)

Une autre approche récente est la simulation de la propagation d'ondes topologiques selon le modèle discret de l'équation aux dérivées partielles de FitzHugh-Nagumo [7]. Cette propagation est régie par le système de diffusion bistable suivant :

$$\frac{dv_{i,j}}{dt} = D_{i,j}(v_{i-1,j} + v_{i+1,j} + v_{i,j-1} + v_{i,j+1} - 4v_{i,j}) - v_{i,j}(a - v_{i,j})(1 - v_{i,j}) \quad (3.1.2)$$

où  $(i, j)$  sont les indexes de lignes et de colonnes,  $D_{i,j}$  est un paramètre de diffusion locale et  $a$  est un seuil. Quant aux conditions de bord, il s'agit de vérifier les conditions de Neumann :

$$\frac{\delta v_{i,j}}{\delta \eta} = 0, \text{ if } (i, j) \in \delta\Omega \quad (3.1.3)$$

où  $\delta/\delta\eta$  la dérivée de la limite supérieure et  $\delta\Omega$  est le bord du domaine de définition.

La propagation s'arrête à un niveau donné lorsqu'un obstacle est atteint ou lorsque le chemin de propagation est trop étroit selon le paramètre de diffusion. Dans ce dernier cas cependant, la propagation continue pour les niveaux inférieurs. Ainsi se construit une image en niveaux de gris où chaque intensité correspond à un contour différent qui représente l'objet à étudier à un niveau de détail particulier. Cette image est ensuite seuillée selon un niveau fixé pour obtenir le contour recherché.

## Region Scalable Fitting (RSF)

Dans [46], c'est un contour actif basé région qui est proposé. Ce contour, noté  $v$  sépare l'image  $I$  en deux régions complémentaires  $\Omega_o$  et  $\Omega_i$ , décrivant respectivement l'extérieur

et l'intérieur de la forme recherchée. L'énergie de chaque région (respectivement  $E_o$  et  $E_i$ ) dépend de la différence locale entre la région de l'image étudiée et une fonction dite de fitting (respectivement  $f_o$  and  $f_i$ ) qui approxime les intensités dans la région considérée :

$$E_i(x)(v, f_i(x)) = \int_{\Omega_i} K(x - y) |I(y) - f_i(x)|^2 dy, \quad (3.1.4)$$

$$E_o(x)(v, f_o(x)) = \int_{\Omega_o} K(x - y) |I(y) - f_o(x)|^2 dy, \quad (3.1.5)$$

où  $K$  est un noyau Gaussien.  $f_o(x)$  et  $f_i(x)$  sont les moyennes pondérées des intensités dans le voisinage de  $x$ .

L'énergie du contour actif Region Scalable Fitting (RSF) est ensuite définie comme la somme pondérée de ces deux énergies :

$$E_{fit}(x)(v, f_i(x), f_o(x)) = \lambda_i E_i + \lambda_o E_o \quad (3.1.6)$$

Une condition de lissage est ajoutée par pénalisation de la longueur du contour, puis la fonction d'énergie est minimisée par une descente de gradient standard qui entraîne la déformation du contour. Selon les créateurs de cette méthode, ce contour actif est particulièrement robuste face à des variations d'intensités importantes au sein même de la région recherchée. Cette approche récente est donc parfaitement adaptée à l'étude d'images médicales.

## Comparaison entre les contours actifs et BGR

Il ressort tout d'abord que le contour actif à bulle est bien trop approximatif pour être déclaré acceptable. La méthode PIG est par contre relativement efficace. Elle donne même parfois des informations sur l'intérieur des sinus de Valsalva, mais il est difficile de réellement savoir ce qui a été détecté (le contour seul, des extrémités de valves ou les deux) et donc de prédire son efficacité autrement que par évaluation visuelle. Le contour actif RDN est quant à lui relativement lent lorsqu'il n'est pas embarqué mais est néanmoins très fidèle aux parois des sinus lorsque le paramétrage est correct. Là encore, comme pour les deux autres contours actifs, l'étape de paramétrage est cruciale et un ajustement est parfois nécessaire d'un examen à un autre, ce qui reste contraignant. Enfin, la segmentation BGR n'est pas toujours la meilleure en terme de précision du suivi des contours, mais elle est à la fois rapide, efficace, robuste et ne nécessite pas de paramétrage entre chaque examen.

Pour illustrer ces propos, des exemples de détections sont présentées figure 3.1.5. La figure 3.1.6 présente sur une seule séquence le résultat du dernier contour actif étudié : le RSF. Ses résultats sont visuellement très bons, avec parfois même une détection des artères coronaires lorsque celles-ci sont visibles, mais l'exécution reste lente. Comparé aux autres contours actifs, RSF semble très prometteur de par ses résultats et sa simplicité de paramétrage.

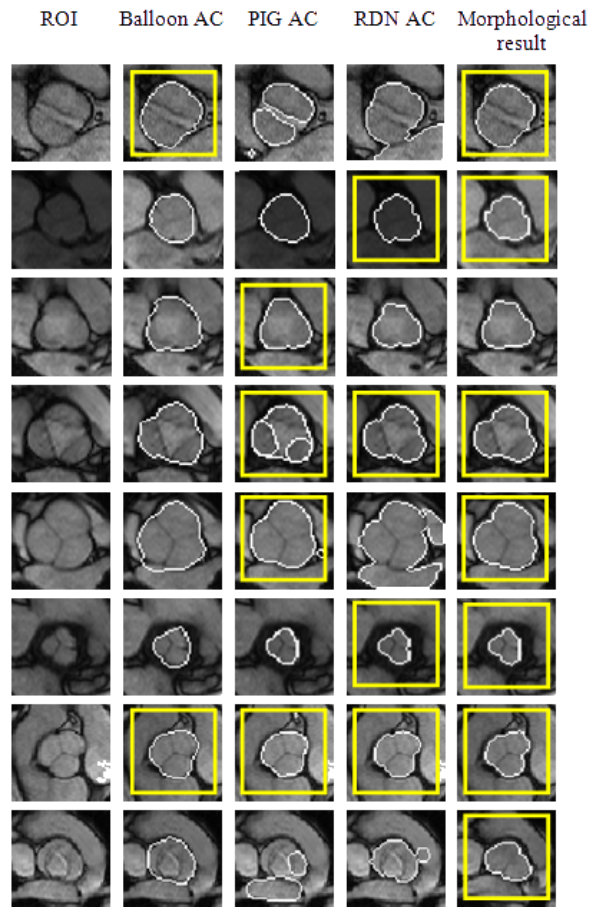


FIG. 3.1.5 – Comparaison entre plusieurs contours actifs et la segmentation BGR (notée Morphological results) sur plusieurs examens ciné-IRM des sinus de Valsalva. Pour chaque examen (ligne), les résultats les plus intéressants sont encadrés en jaune.

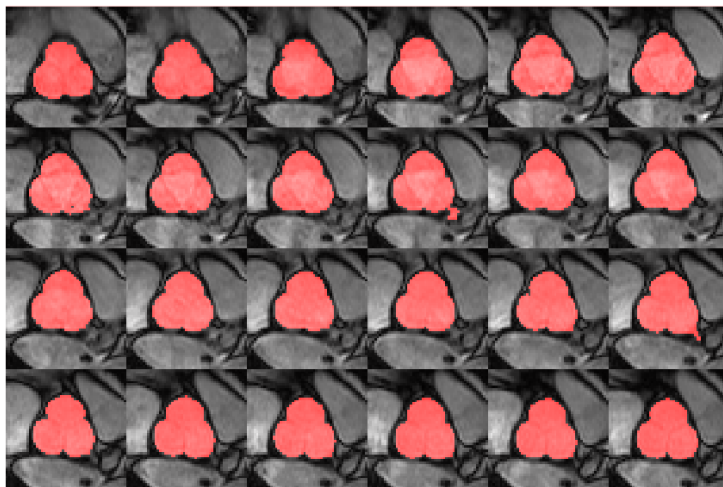


FIG. 3.1.6 – Résultats du contour actif RSF sur une séquence tricuspide.

## 3.2

# Définition et utilisation d'un nouvel outil de morphologie mathématique : la transformée en aurore

Le contour des sinus de Valsalva doit être détecté dans chaque image de l'examen, qu'il soit cinétique ou multi-coupe. Une fois les régions d'intérêts extraites, la forme recherchée contient le pixel central de chaque image. Elle sera extraite par application d'un nouvel outil, la transformée en aurore, avec un taux de succès et une précision supérieurs à la première méthode. Cette méthode sera notée AEE pour Aurora Edge Extraction. Dans les prochaines sections, nous expliquerons le principe et l'implémentation de cette transformée puis nous décrirons comment sont détectés les contours polaires principaux, comment les examens cinétiques sont recalés et enfin comment est construit le contour des sinus de Valsalva.

### 3.2.1 Principe

Soit  $I$  une image carrée en niveaux de gris de côté  $2s + 1$  pixels et qui contient une forme simplement connexe  $I_0$  autour de  $p_0$ , le centre de  $I$  (Figures 3.2.1 et 3.2.2.a). Soit  $\tilde{I}$  l'ensemble des pixels du bord de  $I$ . En considérant la distance de Tchebyshev, puisque  $I$  est un carré, chaque pixel du bord de l'image est équidistant du centre ( $\forall p \in \tilde{I}, |p - p_0|_\infty = s$ ).

Dans ce sous-ensemble d'un espace discret,  $I_0$  est défini comme un domaine étoilé vis à vis de  $p_0$  si et seulement si tous les segments de droites [12] reliant  $p_0$  aux pixels du contour de  $I_0$  sont complètement inclus dans  $I_0$ . En d'autres termes, la fonction définissant le contour de  $I_0$  est bien définie et continue (en terme de connexité des pixels) dans un repère polaire dont l'origine est  $p_0$ . A partir de ce postulat, une nouvelle transformée et une nouvelle reconstruction basée sur la reconstruction géodésique peut être proposée. La dilatation morphologique et la reconstruction géodésique classique sont isotropiques. Les intensités élevées se propagent donc dans toutes les directions en l'absence d'obstacle (Figure 3.2.2.b), ce qui peut se révéler gênant. En effet, un contour trop faible mais très localisé peut entraîner la propagation des grandes intensités à l'extérieur de la région recherchée et sur une surface relativement importante. Pour corriger cela, notre méthode

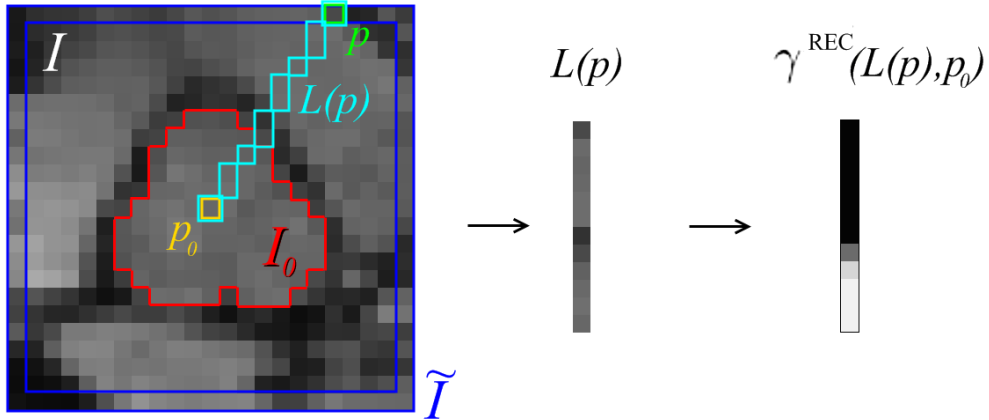


FIG. 3.2.1 – Illustration de l’élaboration de la transformée en aurore. Un segment de Bresenham est extrait pour relier chaque pixel du bord de l’image au centre. Puis le segment est géodésiquement reconstruit à partir du pixel central  $p_0$  (affichage normalisé).

de propagation s’effectue uniquement de manière radiale, depuis  $p_0$  jusqu’à chaque pixel de  $\tilde{I}$ . Ainsi les contours du domaine étoilé central devraient être plus faciles à détecter et localisés plus précisément parmi les pixels de l’image en niveaux de gris.

### 3.2.2 Implémentation

Les segments radiaux sont extraits par l’algorithme de Bresenham de tracés de lignes en espace discret [12]. Pour chaque pixel  $p$  du bord  $\tilde{I}$ , on note  $L(p)$  le segment radial extrait qui relie  $p$  à  $p_0$ . Même si certains pixels sont plus utilisés que d’autres, cette méthode assure à la fois que tous les pixels de l’images sont traversés par au moins un segment radial et que les segments extraits ont tous le même nombre de pixels :  $\forall p \in \tilde{I}, |L(p)| = s + 1$ . Cela ne fournit pas non plus de résolution radiale constante mais évite toute approximation ou interpolation. Une reconstruction géodésique est alors appliquée sur chaque segment  $L(p)$  depuis le pixel central commun  $p_0$ .

La transformée en aurore est la juxtaposition de toutes les reconstructions géodésiques successives pour constituer une matrice bidimensionnelle où l’abscisse correspond à la direction des segments et l’ordonnée à la distance entre le pixel et le centre le long du segment. Il s’agit donc d’une transformée dans un espace quasi-polaire (coordonnées  $(r, \theta)$ ) à l’image de la transformée de Radon [62].

La transformée en aurore des images contenant un domaine étoilé au centre et d’autres formes autour ressemble visuellement à un paysage d’aurore boréale (Figure 3.2.2.e), d’où sa dénomination. La transformée en aurore d’une image  $I$  est notée  $\Gamma(I)$ .

L’image d’une reconstruction géodésique polaire est également conçue à partir des reconstructions géodésiques des segments radiaux pour juger visuellement de l’effet de cette nouvelle approche comparée à la reconstruction géodésique classique. Chaque pixel de la reconstruction géodésique polaire est affecté de la plus grande intensité parmi les résultats des reconstructions géodésiques radiales qui correspondent aux coordonnées de

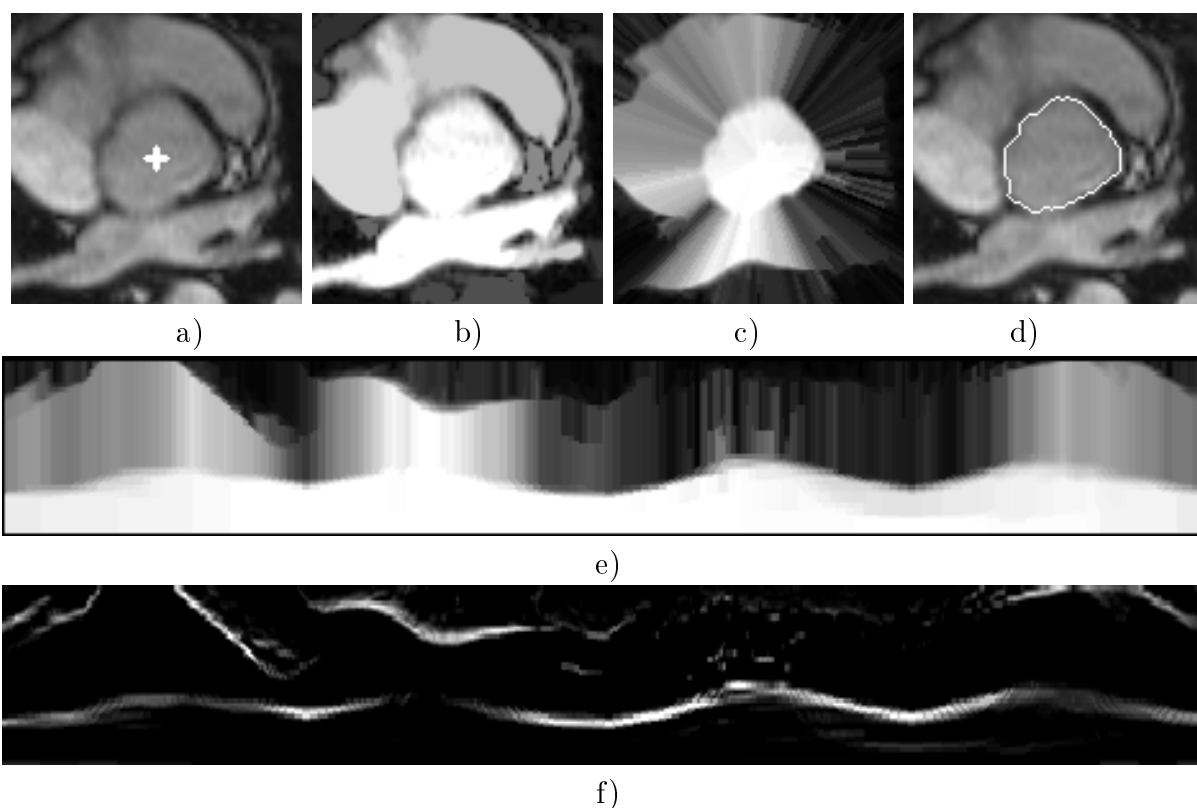


FIG. 3.2.2 – Reconstruction géodésique polaire et transformée en aurore. a) Image IRM initiale centrée sur les sinus de Valsalva. b) Reconstruction géodésique classique à partir du pixel central. c) Reconstruction géodésique polaire. d) Contour continu détecté par la méthode AEE. e) Transformée en aurore. f) Composante vertical du gradient de e).

ce pixel (Figure 3.2.2.c). Même si cette image perd des informations par rapport à ceux contenus dans la transformée en aurore, le domaine étoilé central est le seul complètement éclairci par cette méthode. Comme on peut le voir, la propagation des grandes intensités est bien restreinte aux seules directions radiales. Elle est donc plus limitée que lors de la reconstruction géodésique classique.

### 3.2.3 Contours polaires principaux

Soit une image  $I_k$  tirée d'une séquence  $I_1 \dots I_n$  de régions d'intérêts centrées sur les sinus de Valsalva. Soit  $\nabla_1^y(I_k)$  la composante verticale du gradient centré appliqué à la transformée en aurore de cette image 3.2.2.f :

$$\nabla_1^y(I_k) = \nabla_y(\Gamma(I_k)) \quad (3.2.1)$$

Les contours radiaux principaux sont recherchés dans  $\nabla_1^y(I_k)$ . Des marqueurs sont initialisés à partir des intensités maximales de cette image. Puis, à partir de chaque marqueur, un chemin continu est tracé en recherchant les plus grandes intensités locales qui touchent chaque extrémité du chemin en construction. Si le chemin arrive dans une

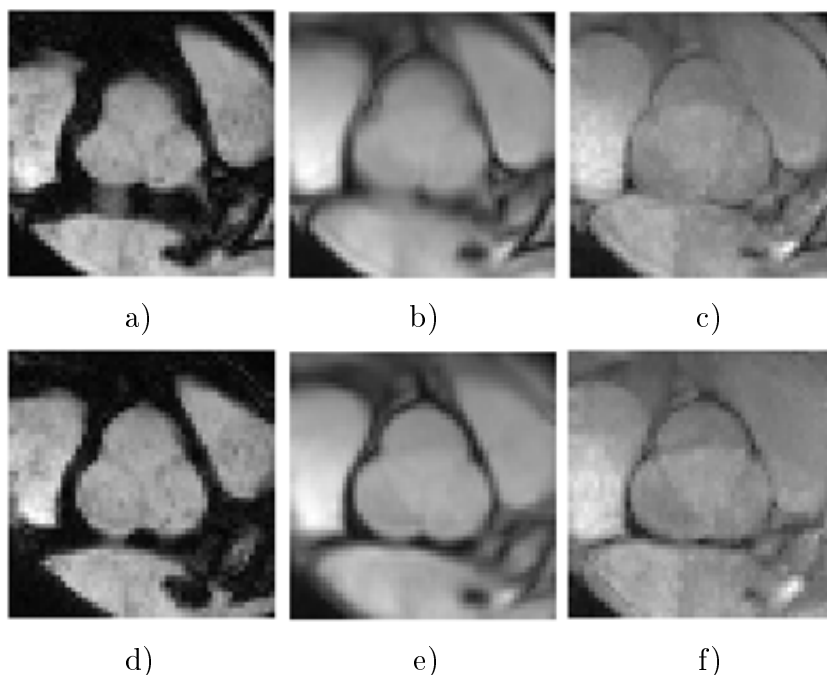


FIG. 3.2.3 – Evaluation visuelle du recalage d’images sur un examen IRM cinétique. Images des intensités minimums (a), moyennes (b) et maximums (c) sur l’ensemble de la séquence avant recalage. Intensités minimums (d), moyennes (e) et maximums (f) après recalage.

région homogène de la transformée, alors il n’y a plus possibilité de continuer dans l’image du gradient vertical. La continuité du contour est alors recherchée directement dans la représentation polaire de l’image initiale (Sans reconstruction géodésique). Le tracé du chemin s’arrête lorsque plus aucun contour ne peut être trouvé ni dans  $\nabla_1^y(I_k)$  ni dans l’image initiale.

Pour s’assurer que des contours polaires sont trouvés dans la plupart des directions, les maximums d’intensités sont recherchés et les chemins de contours correspondants sont tracés jusqu’à ce que 75% des directions soient couvertes par au moins un chemin. L’image contenant le tracé de tous les chemins est notée  $\varepsilon_1(I_k)$ . Par retour dans le repère cartésien initial, nous obtenons les contours polaires principaux de l’image  $I_k$ .

### 3.2.4 Recalage des examens cinétiques

A partir de cette image binaire des contours polaires principaux, les images des examens cinétiques peuvent être recalées par maximisation du nombre de pixels de contour qui se superposent entre deux images de la séquence. Les régions d’intérêt après recalage sont notées  $I_1^R \dots I_n^R$ . Les sinus de Valsalva sont maintenant quasiment immobile. Le recalage peut être dynamiquement évalué par la lecture en tant que vidéo de la suite ordonnée des images de la séquence. Son efficacité peut également être illustrée par construction de trois images avant et après recalages : il s’agit des images qui contiennent respectivement

les intensités minimales, moyennes et maximales pour chaque pixel sur l'ensemble de la séquence (Figure 3.2.3).

Un masque est ensuite appliqué sur l'image du gradient vertical de la transformée :

$$\nabla_2^y(I_k^R) = \nabla_1^y(I_k^R) \circ (T_c(\sum_n^{p=1} \varepsilon_1(I_p^R)) \oplus B_5), \forall k \in [1, n] \quad (3.2.2)$$

Ce masque est une dilatation des contours polaires les plus représentatifs. Le contour des sinus de Valsalva doit en toute logique être complètement inclus à l'intérieur de la région définie par ce masque. En appliquant ce dernier sur l'image gradient, on efface alors les gradients importants situés à l'extérieur de cette zone et qui pourraient influencer sur la bonne détection des sinus.

### 3.2.5 Contour étoilé

Le contour des sinus de Valsalva au sein d'une image  $I_k$  est défini comme l'ensemble des coordonnées cartésiennes associées au chemin cyclique principal de la transformée en aurore (déterminé par l'étude de  $\nabla_1^y(I_k)$  ou de  $\nabla_2^y(I_k^R)$  en cas de recalage).

Les contours polaires principaux sont détectés selon le protocole décrit dans la section 3.2.3 (tracé de chemins à partir des intensités les plus grandes du gradient vertical). Le chemin cyclique principal est ensuite construit en sélectionnant et joignant les meilleurs candidats parmi les chemins détectés (Figure 3.2.2.d) :

- Pour chaque abscisse de  $\nabla_1^y(I_k)$ , si un seul et unique pixel est traversé par un chemin, alors sa position est retenue comme celle d'un point du contour des sinus.
- S'il existe un intervalle de valeurs d'abscisses pour lesquelles chacune d'entre elles possède plusieurs chemins ou aucun, alors les deux extrémités des contours déjà déterminés autour de cet intervalle sont reliés par un chemin géodésique recherché sur l'image initiale.

### 3.2.6 Corrections par cohérences

Finalement, chaque détection est corrigée par cohérence temporelle (respectivement spatiale entre les coupes) afin de vérifier la propriété 4 (respectivement la propriété 6) de la section 2.2.

En effet, la forme décrite par les sinus dans une coupe d'un examen cinétique est peu déformable. Les rayons aberrants sont identifiés par calcul de la moyenne et de l'écart-type du rayon dans chaque direction sur l'ensemble de la séquence. Ces rayons sont remplacés par le barycentre des deux rayons fiables les plus proches à un même instant.

La cohérence spatiale relève quant à elle d'une déformation là aussi limitée entre deux coupes successives, mais plus permissive quant à la déformation globale de la région (la taille et la forme de l'aorte varie significativement entre le début de la racine aortique et le milieu de l'aorte ascendante). Ainsi le contour de l'aorte délimitant la forme  $S_z$  dans la coupe  $z$  doit être inclus dans le voisinage du contour de l'aorte des niveaux qui précèdent



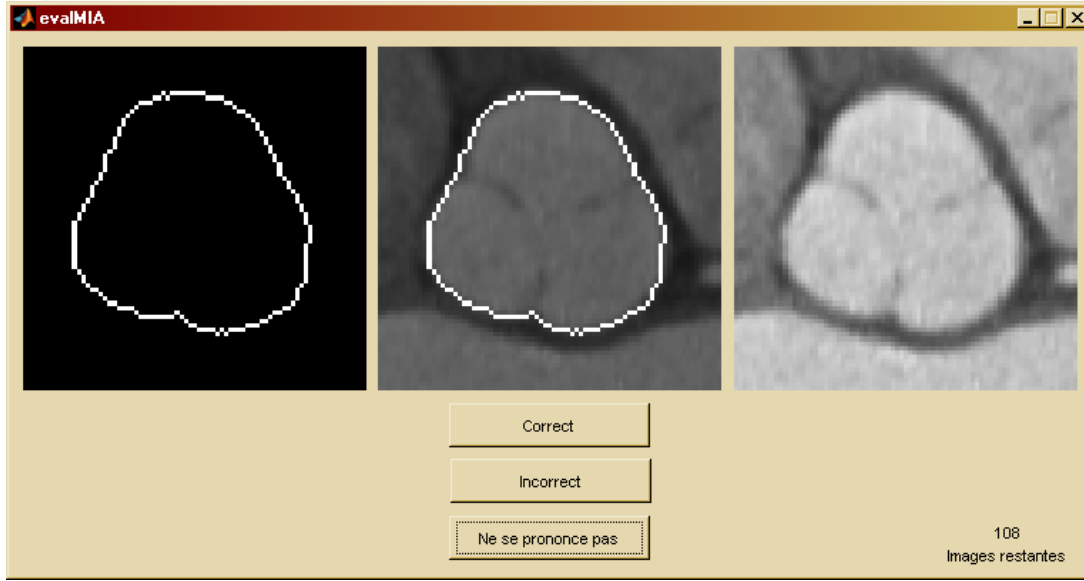


FIG. 3.2.4 – Interface de l'évaluation visuelle des contours extraits.

et suivent directement la coupe  $z$  :

$$\nabla^\ominus(S_z) \subset ((S_{z-1} \oplus B_R \cap S_{z+1} \oplus B_R) - (S_{z-1} \ominus B_R \cup S_{z+1} \ominus B_R)) \quad (3.2.3)$$

Les contours des sinus sont corrigés grâce à cette contrainte dans les examens scanner et IRM multi-coupes.

### 3.2.7 Comparaison avec les contours actifs

Nous allons maintenant comparer quantitativement les deux méthodes d'extractions proposées, BGR et AEE, toutes deux basées sur la reconstruction géodésique, avec les contours actifs Poisson Inverse Gradient (PIG) [45], Reaction-Diffusion Network (RDN) [7] et Region Scalable Fitting (RSF) [46]. Le contour actif à bulle n'a pas été retenu de part sa faible efficacité déjà révélée lors des premiers tests.

Cette comparaison avec des outils largement utilisés en segmentation d'images médicales nous renseignera sur l'efficacité de nos méthodes. Puisque la finalité est d'obtenir une extraction complètement automatique à partir des images des régions d'intérêts, les paramètres de chaque méthode doivent rester constant d'une image à une autre et entre deux examens. La valeur de ces paramètres a été fixée empiriquement mais sans a priori à partir de nombreux tests sur des examens représentatifs tirés de notre base d'examen.

Ainsi pour la méthode PIG, le noyau du VFC est construit à partir de la fonction puissance 3. Trois lignes de niveaux sont ensuite sélectionnées parmi 21. Puis le contour actif est déformé avec un coefficient d'élasticité égal à 2, une rigidité de 0,1 et une résolution temporelle de entre chaque itération de 0,5. Le contour actif RDN utilise quant à lui un coefficient de régularité de 5 et un seuil au plus bas afin de conserver l'intégralité des détails détectés. RSF enfin a été paramétré avec une importance égale donnée aux

régions intérieures et extérieures. Le noyau gaussien fait 13 pixels avec un écart-type de 3.

Puisque la méthode BGR nécessite des informations temporelles pour évaluer l'aire de la région à extraire, celle-ci ne sera pas employée sur les examens de scanner.

L'ensemble des détecteurs fournissent au total 6200 contours à évaluer. Ces contours ont été aléatoirement mélangés puis évalués visuellement par trois experts sans aucune information sur la méthode employée pour obtenir chaque contour (Figure 3.2.4). En l'absence de références complètement objectives, nous avons choisi une comparaison visuelle entre les contours détectés et ce que chaque expert pense être la véritable position de la paroi des sinus de Valsalva. Par rapport à une mesure de similarité telle que les coefficients de Jaccard [27] ou de Dice[19], notre mode de comparaison est plus rapide (absence de tracé manuel) et plus discriminant. Chaque expert doit classer les contours de façon radicale : Soit la distance maximale entre le contour détecté et celui de référence est inférieure ou égale à deux pixels, auquel cas la détection est jugée correcte, soit il existe au moins un point où cette distance est supérieure, alors le contour est rejeté. La subjectivité de cette analyse est compensée par l'emploi de trois experts différents.

Un taux de succès moyen est alors déduit de cette classification. Il s'agit de la moyenne des ratio entre le nombre de contours corrects détectés pour un examen et le nombre d'images qui constituent celui-ci.

## Rapidité

Comme le montre la table 3.2.1, la méthode RDN est la plus lente. Cela est facilement compréhensible puisque cet algorithme est adapté à une implémentation électronique spécifique [7]. Il n'est pas optimal pour une implémentation sur l'ordinateur personnel utilisé pour les tests. A l'inverse, la méthode BGR [8] est le détecteur le plus rapide parmi ceux testés. En moyenne, PIG fournit également les résultats en quelques secondes.

Entre ces extrêmes, la durée moyenne de la méthode RSF est d'environ une minute et celle de la méthode AEE d'environ 45 secondes sur les séquences ciné-IRM. Quel que soit l'examen, ces durées sont acceptables dans le contexte médical.

Concernant les détecteurs qui supportent les examens de scanner, leur classement suivant leur durée est la même sur ce type d'examen.

## Efficacité et robustesse

Même si les contours actifs sont des outils largement répandus dans la segmentation d'images médicales, les limitations inhérentes à leur utilisation dans un contexte complètement automatique sont évidentes : les paramètres doivent rester constants d'une image à une autre tout comme entre deux examens. En effet, sous cette contrainte, même si certains contours sont extraits correctement et précisément par contours actifs, ce type de détecteur échoue avec un nombre important d'images (Table 3.2.2). Par exemple, sur les séquences ciné-IRM, leurs taux de succès moyen sont compris entre 39% et 57% alors que la méthode morphologique BGR réussit en moyenne sur 77% des images d'une séquence. L'utilisation de la transformée en aurore augmente encore davantage le taux de succès ainsi que la robustesse de l'extraction (taux de succès moyen =  $84\% \pm 24\%$ ). La méthode

<b>Durée</b>		Min	Max	Moyenne	$\sigma$
<b>Ciné-IRM</b>	PIG	2.3	14.8	7.9	4.1
	RDN	25.1	3186.7	889.7	919.7
	RSF	17.3	137.7	66.1	39.2
	BGR	0.4	27.6	5.2	5.8
	AEE	12.5	96.6	45.7	27.3
<b>Scanner</b>	PIG	5.5	21.2	10.0	7.5
	RDN	46.8	604.1	251.6	306.6
	RSF	46.7	200.7	91.7	73.4
	AEE	14.2	75.9	33.0	29.0

TAB. 3.2.1 – Comparaison entre les durées nécessaires à chaque détecteur de contour. Pour chaque méthode, la durée minimum, maximum, moyenne et l'écart-type ( $\sigma$ ) des durées sont exprimés en seconde par coupe pour les examens ciné-IRM et en seconde par examen pour les acquisitions issues de scanner.

AEE est également la plus efficace sur les examens de scanner (taux de succès moyen =  $89\% \pm 11\%$ ).

## Conclusions

L'évaluation des extracteurs de contour montre en résumé que les deux seules méthodes complètement automatiques qui peuvent être raisonnablement utilisés pour notre application sont les approches morphologiques BGR et AEE. Quelques contours obtenus par la méthode AEE à partir d'examens de scanner sont présentés figure 3.2.5.

taux de succès		Min	Max	Moyenne	$\sigma$
<b>Ciné-IRM</b>	PIG	7	100	54	27
	RDN	0	94	39	26
	RSF	0	100	57	27
	BGR	0	100	77	26
	AEE	0	100	84	24
<b>Scanner</b>	PIG	55	86	65	12
	RDN	0	77	23	29
	RSF	7	100	57	30
	AEE	57	100	89	11

TAB. 3.2.2 – Comparaison entre les taux de succès des extracteurs de contour. Pour chaque méthode, les taux de succès minimum, maximum, moyen et l'écart-type ( $\sigma$ ) de ces taux sont déduits de l'évaluation réalisée par trois experts et exprimés en pourcentage du nombre d'images de chaque examen.

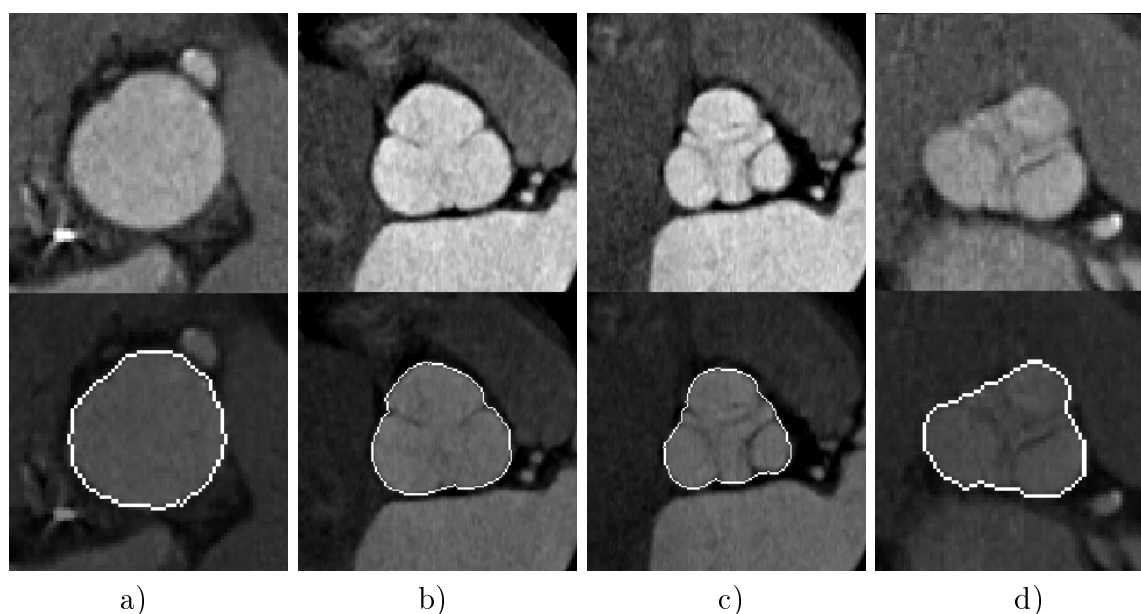


FIG. 3.2.5 – Quelques résultats de la méthode AEE sur des images de scanner à différents niveaux de la racine aortique. Les régions d'intérêt initiales sont présentées sur la première ligne de la figure tandis que les contours détectés sont dessinés sur la seconde ligne. a) Début de l'aorte ascendante b) Plan des valves aortiques c) et d) premiers plans de la racine aortique, en dessous du plan des valves.



## Chapitre IV

# Détection des points caractéristiques



## 4.1

# Centre et rayons localement extrêmes

### 4.1.1 Augmentation de résolution

Soit  $\chi(I, m)$  l'interpolation de l'image  $I$  par la méthode des plus proches voisins qui augmente la résolution de l'image d'un facteur  $m$ . Afin de réduire les effets de discrétisation, la résolution des images binaires qui définissent la région des sinus de Valsalva est d'abord multipliée par 5. Puisque ce coefficient est impair, l'augmentation de résolution n'entraîne aucun décalage spatial. De plus, cette valeur est un bon compromis entre la précision subpixelique qu'elle propose et l'augmentation de la durée des traitements à appliquer.

La forme est ensuite régularisée pour supprimer l'effet d'escalier apparu lors du redimensionnement. Pour cela sont appliqués successivement une ouverture et une fermeture morphologiques dont l'élément structurant est un disque de rayon 5 pixels.

Finalement, pour compenser le biais introduit dans les mesures par la résolution initiale, une érosion est également appliquée. La forme finale des sinus pour la détermination des points caractéristiques est donc donnée par l'équation suivante :

$$S_z^*(k) = (\varphi(\gamma(\chi(S_z(k), 5), B_5), B_5)) \ominus B_5 \quad (4.1.1)$$

### 4.1.2 Centre

Le centre des sinus de Valsalva est défini comme le point à l'intérieur de l'ouverture des valves qui est le centre du plus grand cercle inscrit dans les sinus. Si plusieurs cercles correspondent à ce critère, alors le centre choisi est le barycentre des centres de ces cercles. Pour cette détermination, on s'appuie sur le calcul de l'image de la transformée en distance (voir section 1.3.3). L'intensité de chaque pixel est alors égale à la distance minimale qui sépare celui-ci de l'extérieur des sinus. Plusieurs méthodes sont possibles. Une première solution repose sur l'accumulation d'érosions élémentaires successives jusqu'à disparition totale de la région. On peut également calculer la distance euclidienne qui sépare chaque pixel du complémentaire de la forme. Cette seconde option a été retenue. Les centres potentiels sont donc les pixels d'intensité maximale sur la carte des distances. Si plusieurs pixels sont dans ce cas, alors le barycentre de ces points est retenu pour centre.



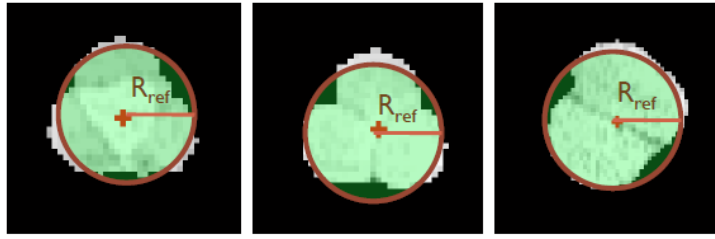


FIG. 4.1.1 – Représentation sur trois exemples du rayon équivalent  $R$ .  $R$  est choisi de telle sorte que l'aire du disque de rayon  $R$  soit égale à l'aire des sinus de Valsalva.

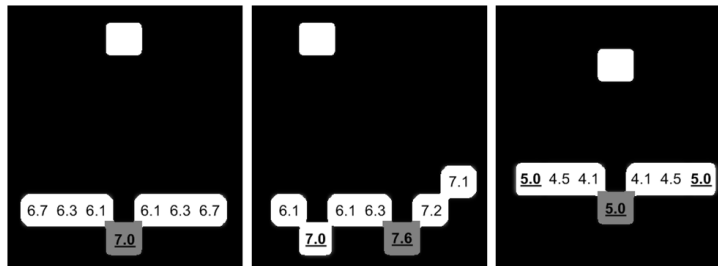


FIG. 4.1.2 – Recherche des points de contour de rayon extrême. Trois exemples de maxima locaux. Le centre des sinus est le pixel isolé. Les valeurs soulignées sont les maxima locaux et les valeurs grisées les maxima finalement retenus. Le cas de gauche correspond à la présence d'un unique maximum, l'image centrale à un cas avec deux maxima locaux proches mais de valeurs différentes et enfin l'illustration de droite à un triplet de maxima locaux proches et égaux.

### 4.1.3 Rayons localement extrêmes

Pour chaque image de la séquence, chaque pixel du contour est associé à sa distance euclidienne du centre des sinus. Les minima et les maxima locaux sont ensuite recherchés dans cette liste cyclique. Puisque nous souhaitons obtenir un seul point maximal par sinus et un seul point de commissure entre deux sinus, les points extrêmes d'une même catégorie ne doivent pas être trop proches les uns des autres. On définit ainsi une contrainte de distance minimale de séparation entre chaque maximum et entre chaque minimum. Le rayon ( $R$ ) du disque d'aire équivalente à l'aire des sinus est un bon choix comme distance limite (Figure 4.1.1). Dans le cas d'une prothèse cylindrique, il s'agit ainsi d'une limite légèrement inférieure à un tiers du périmètre. Pour les sinus moins réguliers, le périmètre est forcément plus grand, ce qui rend cette limite toujours acceptable mais légèrement plus permissive. Parmi les maxima locaux, seuls les plus grands sont gardés. De plus, s'il y a  $n$  maxima locaux  $P_1, \dots, P_n$  de mêmes rayons et que la distance entre chaque point candidat est inférieure à la limite  $R$ , alors la position médiane le long du contour est considérée comme la position de l'unique maxima décrivant ce groupe de candidats (Figure 4.1.2). De la même façon, ces fusions sont opérées sur les points candidats pour les commissures. Trois exemples de résultats sont présentés figure 4.1.3.

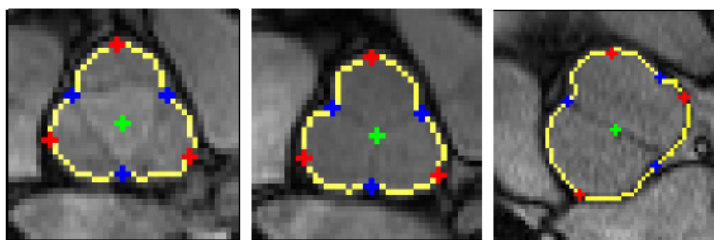


FIG. 4.1.3 – Résultat de la détection des points caractéristiques sur les trois exemples de la figure 4.1.1.

#### 4.1.4 Régularisation de la courbe déroulée des rayons

Devant l'importance des effets de discrétisation, surtout aux faibles résolutions parfois rencontrés, nous avons pensé qu'il serait utile d'effectuer une régularisation de la fonction qui parcourt le contour et qui à chacun de ses pixels associe la valeur du rayon en ce point. Dans ce but, nous avons appliqué sur cette fonction un filtre gaussien dont la taille est cohérente avec la dimension des sinus (Figure 4.1.4), puis nous avons étudié les variations de la nouvelle courbe en prenant bien soin de la considérer elle aussi comme cyclique. Les abscisses des points dont la dérivée seconde est nulle correspondent aux indices des points recherchés le long du contour. Le type de point est déterminé par les signes de la dérivée de chaque côté de ces points. On revient donc aux points de contour initiaux grâce aux abscisses sélectionnées et à la liste de points avant régularisation.

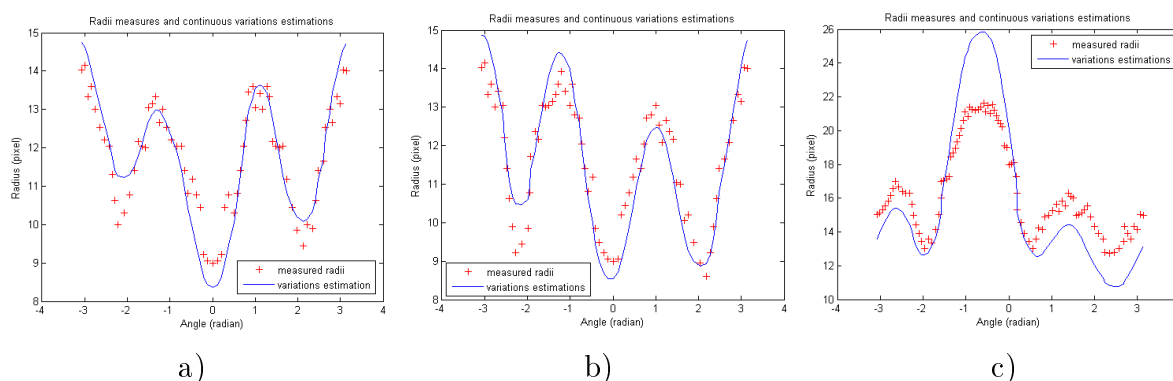


FIG. 4.1.4 – Trois exemples (tricuspédie) de régularisation des courbes déroulées de rayons (en rouge les rayons mesurés sur les pixels de contour, en bleu la courbe régulière). L'intensité des points extrêmes de la courbe régularisée n'a pas d'importance, seule l'abscisse est utile pour retrouver le pixel de contour correspondant.

La régularisation de la fonction rayon influence légèrement les résultats et améliore sensiblement la localisation (Figure 4.1.5), mais suivant les examens et même les images d'un même examen, la légitimité de son utilisation n'est pas toujours probante. Dans les deux cas, certains résultats sont ponctuellement entachés d'erreurs, de quelques faux positifs et faux négatifs.

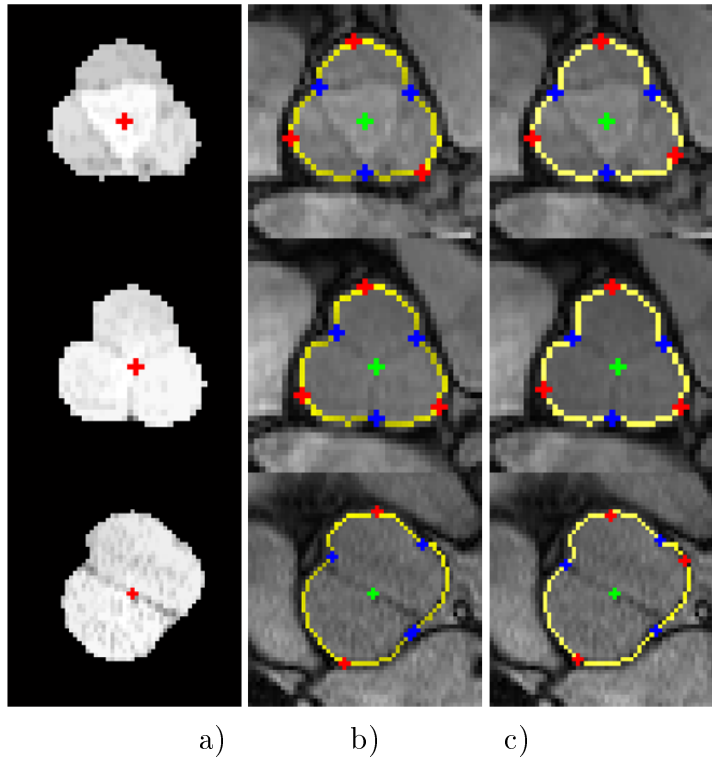


FIG. 4.1.5 – a) Trois sinus segmentés et leur centre. b) Détection des points aux rayons localement extrêmes par fusion des candidats proches. c) Détection avec régularisation. On observe une légère amélioration dans certains cas, notamment sur le nombre et la position des rayons maximaux du dernier exemple.

## 4.1.5 Validation clinique

Pour évaluer la qualité des résultats, nous avons considéré quatre types différents de mesure : les distances entre le centre et les commissures, entre le centre et les points de cuspides, entre les commissures entre-elles et entre les commissures et les points extrêmes opposés.

Les séquences IRM peuvent être reconnues automatiquement en tant que bicuspidie ou tricuspédie en fonction du nombre moyen de points de commissure et de cuspide détectés dans le plan des valves aortiques. La moyenne est calculée de façon robuste après trois restrictions consécutives à l'intervalle de confiance centré sur la moyenne des valeurs retenues et dont le diamètre équivaut à 6 écart-types. Puis, grâce à la somme des distances entre le centre et les points de cuspides, deux images particulières sont sélectionnées. Celle dont la somme est la plus petite de la séquence est associée à la diastole et celle dont la somme est maximale est associée à la systole.

Pour les images de scanner en revanche, un seul lot de mesures est disponible.

Distance entre :	Diastole		Systole	
	Moyenne	Ecart-type	Moyenne	Ecart-type
Cuspide-cuspide	-0,6	2,2	-0,5	3,0
Cuspide-centre	0,7	1,5	0,9	1,9
Commissure-commissure	0,0	3,3	0,2	3,6
Cuspide-commissure	-1,1	3,1	-0,4	4,4

TAB. 4.1.1 – Moyenne et écart-type, pour chaque mesure, des différences entre résultats manuels et résultats automatiques (en mm) selon la méthode de Bland-Altman.

## Mesure sur l'ensemble des examens

### Séquences-IRM

Les résultats des mesures automatiques ont été confrontés à des mesures manuelles, c'est-à-dire à des résultats issus d'un tracé des points caractéristiques par un expert. Les images de diastole et de systole des séquences IRM ont été visuellement choisies. Ces mesures manuelles ont même été effectuées par deux experts sur cinq cas pour quantifier les variations inter-observateurs. Sur ce même échantillon, l'un des deux experts a aussi répété son tracé pour l'étude des variations intra-observateurs. Les résultats manuels sont considérés comme la référence pour les mesures automatiques. Les comparaisons ont été faites à l'aide d'une régression linéaire et de la méthode de Bland-Altman [52]. Les mesures manuelles  $y$  sont considérées comme la variable indépendante et les mesures automatiques comme la variable dépendante.

Il existe une excellente corrélation entre les deux tracés d'un même expert ( $r = 0,99$ ;  $y = x + 0,24$ ;  $p < 10^{-5}$ ; moyenne des différences=0,4mm; écart type=1,4mm). Il en va de même pour les tracés des deux experts ( $r = 0,98$ ;  $y = 0,94x + 1,21$ ;  $p < 10^{-5}$ ; moyenne des différences=0,7mm; écart-type=1,9mm).

Les mesures automatiques sont elles aussi proches des mesures manuelles, à la fois en diastole ( $r = 0,97$ ;  $y = 0,97x + 0,57$ ;  $p < 10^{-5}$ ; moyenne=-0,2mm; écart type=2mm) et en systole ( $r = 0,96$ ;  $y = 0,96x + 1,2$ ;  $p < 10^{-5}$ ; moyenne<0,1mm; écart type=2,4mm). Les figures 4.1.6 et 4.1.7 montrent les graphiques des régressions linéaires puis de Bland-Altman à ces deux moments du cycle. Il n'y a donc aucun biais entre les mesures manuelles et automatiques. De plus, en comparant les valeurs précédentes avec la résolution spatiale, nous pouvons conclure que les résultats sont excellents. Quelles que soient les distances, la différence moyenne est inférieure à la résolution spatiale (Table 4.1.1).

### Base complète

Sur l'ensemble des examens IRM et scanner, les mesures obtenues automatiquement après extraction des contours par nos méthodes sont proches des mesures manuelles (Table 4.1.2). En particulier, il y a toujours une bonne concordance entre les mesures automatiques et les données manuelles, à la fois sur les séquences ciné-IRM (différence avec les mesures manuelles =  $0,4 \pm 1,8mm$ ) et les examens de scanner (différence avec les mesures manuelles =  $0,1 \pm 1,3mm$ ). Il n'y a donc ni biais, ni dispersion quelle que soit la technique

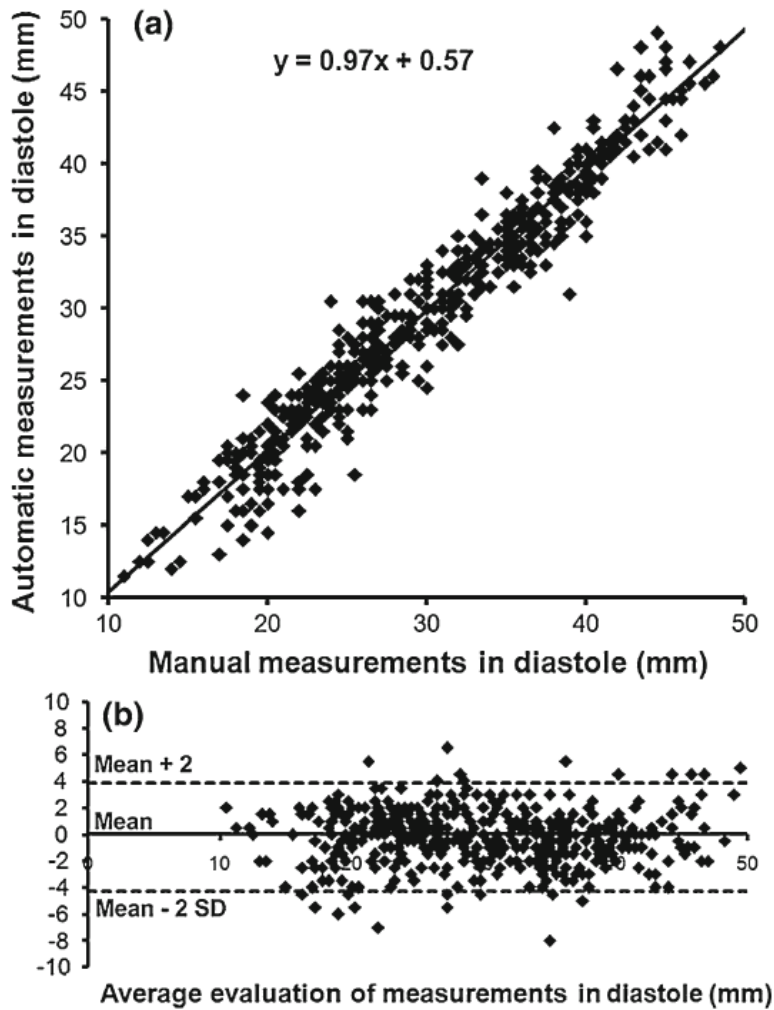


FIG. 4.1.6 – a) Corrélation en diastole entre les mesures des différentes distances obtenues manuellement et automatiquement. b) Tracé de Bland-Altman correspondant.

d'acquisition employée. Sur l'ensemble des examens, la corrélation est également bonne :  $r = 0,96$ ;  $y = 1,3x + 0,92$ .

## Application au suivi des dilatations

Notre méthode a également été utilisée avec succès pour l'étude de dilatation des sinus [9]. Des tests ont été réalisés sur 13 examens de dilatations extraits de la base initiale. Après une localisation manuelle des sinus et l'application de la méthode BGR pour extraire leurs contours, les points caractéristiques sont détectés et la plus grande distance entre deux cuspidés est utilisée comme diamètre maximal pour l'étude de la dilatation. Ces mesures sont ensuite comparées aux mesures habituelles de dilatations effectuées par les experts sans connaissance ni sur les contours, ni sur les points caractéristiques détectés (Table 4.1.3). La mesure automatique restreinte à cette pathologie est toujours fiable. Notre méthode n'introduit pas de biais lors de l'étude de dilatations. La différence maxi-

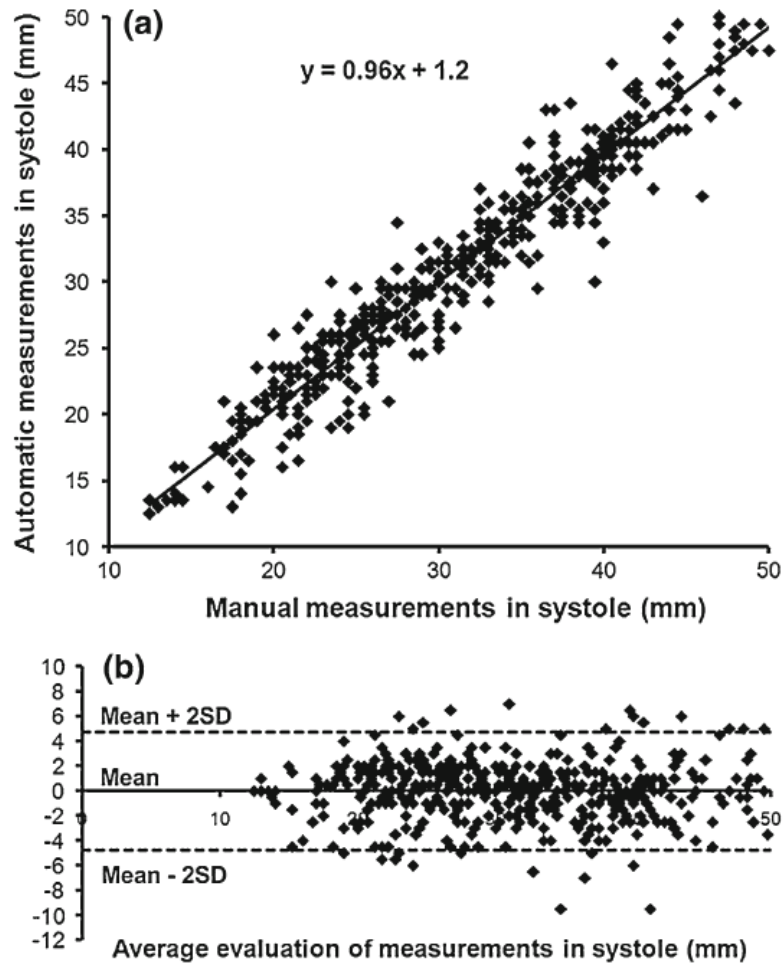


FIG. 4.1.7 – a) Corrélation en systole entre les mesures des différentes distances obtenues manuellement et automatiquement. b) Tracé de Bland-Altman correspondant.

Différences		Min	Max	Moyenne	Ecart-type
<b>Ciné-IRM</b>	Inter-observateur	-6,0	5,2	0,7	1,9
	BGR	-8,5	7,5	-0,2	2,3
	AEE	-5	5	0,4	1,8
<b>Scanner</b>	Inter-observateur	-5,5	3	0,1	1,3
	AEE	-3	2	0,1	1,3

TAB. 4.1.2 – Comparaison entre les différentes méthodes de mesure. Une mesure manuelle est utilisée comme référence. Pour chaque méthode sont donnés les valeurs minimale, maximale, moyenne et l'écart-type des différences (en mm) avec la mesure de référence.

Examen numéro	Résolution spatiale (mm/pixel)	Nombre d'images	Mesure manuelle (mm)	Mesure automatique (mm)	Différence absolue (mm)	Différence relative (%)
1	1,56	24	43,0	39,0	-4,0	-9
2	1,68	26	48,0	46,0	-2,0	-4
3	1,37	50	48,5	46,5	-2,0	-4
4	0,78	32	41,5	42,5	1,0	2
5	0,78	32	42,0	43,5	1,5	4
6	0,78	34	45,5	44,5	-1,0	-2
7	0,68	30	35,0	38,0	3,0	9
8	1,56	32	40,5	41,0	0,5	1
9	1,64	33	39,5	43,5	4,0	10
10	0,78	32	32,5	34,5	2,0	6
11	0,88	43	44,5	44,0	-0,5	-1
12	0,78	36	48,0	51,0	3,0	6
13	1,56	32	36,0	36,5	0,5	1

TAB. 4.1.3 – Comparaison entre les mesures automatiques et manuelles de dilatations des sinus.

male avec la mesure manuelle (4 mm) n'excède pas 10% du seuil utilisé pour diagnostiquer une dilatation dangereusement trop grande (50 – 55 mm). Cependant, le nombre de cas testés est pour l'instant encore trop faible pour pouvoir réaliser une étude statistique plus poussée.

La mesure utilisée pour définir le diamètre maximal a plus de sens que la distance maximale entre deux points quelconques du contour, mais elle peut également être discutée. Nous pourrions très bien également définir ce diamètre différemment et considérer la distance maximale entre une cuspide et la commissure opposée pour les tricuspides. Bien qu'il s'agisse d'un rayon et non d'un diamètre, la distance séparant chaque cuspide du centre des sinus pourrait également être une mesure intéressante, quelle que soit la morphologie des sinus, notamment pour l'étude des dilatations localisées dans un unique sinus (Figure 4.1.8).

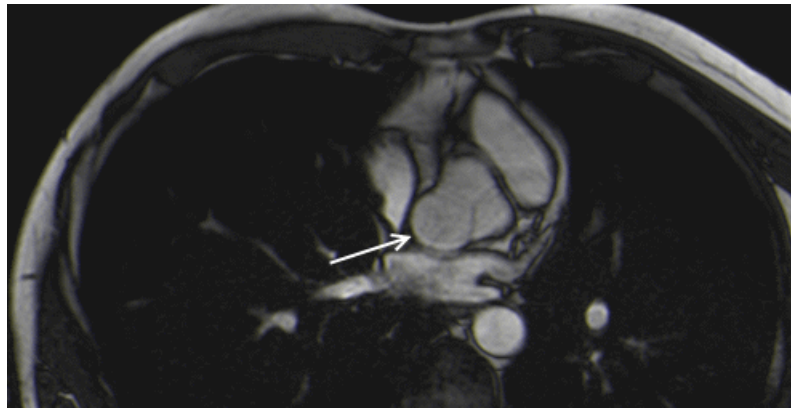


FIG. 4.1.8 – Exemple de dilatation localisée dans un seul sinus.





## 4.2

# Approche par points dominants

Les points de commissures et de cuspides le long du contour des sinus de Valsalva peuvent également être interprétés comme les seuls points dominants de ce dernier. En effet, les commissures décrivent la présence d'une concavité et les points de cuspides la présence d'une concavité (la cavité du sinus considéré). Il existe dans la littérature de nombreuses approches pour détecter les points dominants [30, 50, 32], dont certaines proposent de décomposer les contours en arcs de cercles et segments [57] ou selon des parties à convexité monotone [40, 20]. Cependant, devant la spécificité des formes étudiées et la volonté d'avoir une détection proche d'une évaluation visuelle, nous avons développé notre propre détecteur.

Le contour des sinus de Valsalva, extrait par la partie précédente, décrit une forme simplement connexe. En conséquence les pixels de l'image n'appartenant pas à cette courbe sont regroupés en deux régions sans intersection : la première décrit l'intérieur des sinus de Valsalva tandis que la seconde décrit son extérieur.

Cette appréciation d'intérieur et d'extérieur est une convention commune qui peut être inversée intellectuellement comme le montre l'exemple célèbre du vase de Rubin [31] où une même image possède deux interprétations en fonction de ce que l'on choisit de voir comme le fond et comme la forme. Ainsi, la détection des points dominants peut se limiter à la seule recherche des points dominants concaves. Les points dominants convexes sont alors définis comme des points dominants concaves lorsque les régions intérieures et extérieures sont inversées.

A partir de ce constat, nous avons développé un nouveau détecteur de points dominants inspiré de la vision humaine et qui identifie bien chaque point dominant selon l'orientation de sa convexité. En plus de notre application médicale, ce détecteur a été utilisé avec succès sur le résultat de la segmentation de grains de cafés trop proches, afin de les séparer [43].

### 4.2.1 Points dominants : définition et classification

Les points dominants peuvent également être classés selon leur saillance. Voici l'explication de cette classification par la définition de formes simples :

Dans un espace continu tel que  $\mathbb{R}^2$ , soit  $\alpha$  fonction définie sur le contour extérieur d'un objet parcouru dans le sens trigonométrique, et qui associe à chaque position sur le

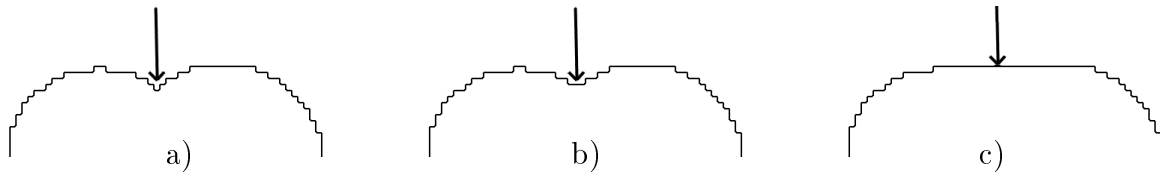


FIG. 4.2.1 – Exemple de point saillant (a), de point dominant atténué (b) et de cas ambigu (c). Se référer au texte pour une explication complète de ces concepts.

contour l'angle dessiné par la tangente au contour en ce point et l'axe horizontal.

Pour des objets simples comme les cercles ou les ellipses,  $\alpha$  est continue croissante et même différentiable (en omettant volontairement la discontinuité artificielle engendrée par le recalage des angles dans l'intervalle  $[-\Pi; \Pi]$  par opération de modulo).

Le long d'un contour construit à partir de la superposition partielle de plusieurs ellipses,  $\alpha$  est donc continue par morceau et chaque point de discontinuité est un point dominant concave. Il s'agit du premier type de point dominant, nommé point saillant (Figure 4.2.1.a).

Cependant, dans quelques cas, il n'y a pas de discontinuité à l'intersection de deux ellipses mais simplement une petite zone concave. Le centre géodésique de cette zone est nommé point dominant atténué (Figure 4.2.1.b). Soit  $\alpha'$  une approximation de la dérivée de  $\alpha$  là où  $\alpha$  est différentiable.  $\alpha'$  représente la courbure locale lorsque la courbe est parcourue à vitesse constante. La présence d'un point dominant à la fois concave et atténué se manifeste par une valeur négative de  $\alpha'$  sur un intervalle autour dudit point.

Lorsque la fonction  $\alpha'$  n'est pas négative mais qu'il existe un intervalle sur lequel  $\alpha'$  est nul, la présence d'un point dominant concave se discute. Le cas est ambigu, même pour la perception humaine, notamment après une discrétisation de l'objet. On parle alors de point ambigu (Figure 4.2.1.c). Nous ne cherchons pas à détecter ce dernier cas, bien trop complexe puisque sur un contour discret, ni la tangente ni  $\alpha'$  ne sont disponibles, seules des estimations, plus ou moins biaisées, peuvent être faites.

## 4.2.2 Motivation et réalisation d'une région de support

Lorsqu'un être humain analyse les détails le long d'une courbe au sein d'une scène naturelle ou d'une image numérique, son oeil suit rapidement la courbe et l'étudie à plusieurs échelles, aussi bien localement que globalement. Ce procédé peut être apparenté à la définition d'une région de support (*Region Of Support* abrégé par ROS) qui se déplace le long de la courbe en restant centré sur elle, comme quelqu'un qui s'attarde successivement sur les différents détails de l'objet.

Le champ visuel de l'Homme est pseudo-elliptique (selon une orientation panoramique). On distingue également deux régions centrées plus restreintes, respectivement appelées fovea et ergorama, à l'intérieur desquelles il est respectivement possible de lire un texte et de reconnaître une forme. Ces deux régions sont quant à elles circulaires. Ce fait est cohérent avec une évaluation isotropique des scènes naturelles et une estimation fiable des distances euclidiennes.

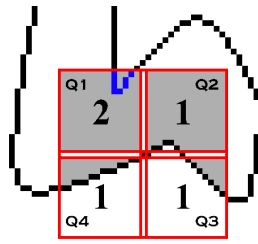


FIG. 4.2.2 – Principe de la ROS mobile. Chaque pixel de la courbe (en noir) est entouré par quatre quadrants (en rouge) numérotés de Q1 à Q4. Les pixels du contour qui ne sont connectés au point considéré sont ignorés (en bleu). L'intérieur de la forme décrite par la courbe est représenté en gris et bleu.

Cependant, le choix d'une ROS circulaire pour l'espace discret des images numériques est discutable. La norme principalement attachée à cet espace composé de pixels carrés organisés selon une grille régulière n'est pas la norme euclidienne mais la norme de Tchebyshev (la plus grande valeur des coordonnées). La géométrie du treillis de pixels suggère donc une ROS carrée, choix plus simple et plus naturel pour l'étude locale d'une image. Il n'y a pas d'isotropie de la configuration, aucun des deux axes n'est plus favorisé que l'autre. D'ailleurs elle est celle principalement retenue par les détecteurs de coins basés régions [55, 30].

Une ROS carrée peut également s'interpréter comme une adaptation logique d'une des principales caractéristiques de la vision humaine : Un être humain dont la tête n'est pas inclinée perçoit plus les lignes horizontales et verticales que les autres lignes [33, 22, 41]. Cette propriété est imputée au fait que ce sont ces deux orientations qui sont les plus fréquentes dans notre environnement visuel (murs, troncs d'arbres, horizon, ...). L'œil est donc davantage aguerrri pour la détection de ces lignes.

De plus les termes "gauche", "droite", "haut" et "bas" sont les principaux mots utilisés pour décrire la position relative entre deux objets. Cette classification binaire horizontale et verticale nous a alors donné l'idée naturelle de scinder la fenêtre de la ROS en quatre quadrants, à l'image d'une mire (figure 4.2.2).

Enfin, la vision humaine possède une tache aveugle centrale appelée scotome. Nous définissons également une telle région dans notre ROS : Puisqu'ils ne peuvent être objectivement classés lors des scissions horizontale et verticale, les pixels qui ont la même abscisse ou la même ordonnée que le centre de la ROS ne sont inclus dans aucun quadrant. Cette propriété réduit la sensibilité de notre méthode aux petites irrégularités induites par la discrétisation des objets.

A chaque instant, la ROS mobile est centrée sur un pixel du contour et seuls les pixels du contour connectés à ce pixel dans la ROS sont pris en compte (figure 4.2.2).

### 4.2.3 Détecteur

Lorsque l'on suit une courbe du regard, les points dominants les plus évidents sautent aux yeux sans qu'il y ait besoin d'une quelconque réflexion ou d'une estimation de la courbure. Cette première détection est sans doute construite autour de l'expérience visuelle

du sujet, construite par apprentissage et qui permet de reconnaître une configuration sans ambiguïté et similaire à celles souvent rencontrées.

Néanmoins, il demeure toujours certains cas plus difficiles à analyser, nécessitant une estimation des angles ou une réflexion manifestée par une certaine hésitation ou une lenteur de réponse.

Ce processus à deux niveaux est adapté à un treillis de pixels et simulé par notre détecteur automatique de points dominants. Les points dominants concaves sont déterminés par déplacement le long du contour et l'application des deux étapes suivantes :

- **Étape 1** : Chaque quadrant de la ROS peut être partiellement ou complètement rempli par l'intérieur de la courbe. Une valeur à trois états est associée à chaque quadrant pour formaliser l'importance de ce remplissage :
  - 0 (vide) si le quadrant ne contient aucun pixel de l'intérieur ;
  - 1 (partiellement rempli) lorsque certains pixels du quadrant appartiennent à l'intérieur et d'autres non ;
  - 2 (plein) lorsque tous les pixels du quadrant appartiennent au côté intérieur de la courbe.

L'être humain possède certaines connaissances a priori sur l'environnement qui l'entoure. Sa compréhension des images est ainsi déjà pourvue de certains résultats simples et maintenant immédiats. Par analogie, dans notre méthode, l'interprétation du remplissage des quadrants de la ROS est déjà connue : les conclusions de chaque configuration ont été obtenues par réflexion et consultation entre deux experts et sont stockées dans une table de correspondance. Cette table comporte à l'origine 81 cas ( $3^4$  possibilités pour un remplissage à trois états de quatre quadrants). Cependant, beaucoup de ces cas sont équivalents. En effet, le choix du premier quadrant est arbitraire tout comme le sens d'énumération des quadrants (horaire ou trigonométrique).

La table 4.2.1 contient les conclusions des seuls cas élémentaires (plus petit numéro pour chaque ensemble de cas équivalents). Les cas tranchés ne requièrent pas de tests supplémentaires : le pixel du contour est un point dominant concave ou n'en est pas un. Les cas ambigus nécessitent par contre un test supplémentaire afin de déterminer s'il s'agit là d'un point dominant plus difficile à détecter. Les cas aberrants quant à eux ne se produisent pas si l'on s'assure que la courbe est assez régulière. Par exemple, un contour fermé doit être une courbe de Jordan (tous les pixels qui ne sont pas sur la courbe doivent pouvoir être affectés sans ambiguïté à l'intérieur ou à l'extérieur de la forme).

Cette première étape peut également être implémentée selon l'algorithme 1 ou être interprétée comme une utilisation particulière d'outils de morphologie mathématique comme expliqué dans la section suivante.

- **Étape 2** : Si la conclusion liée au remplissage des quadrants n'est pas suffisante, l'angle visuel réalisé par la courbe à l'intérieur de la ROS est estimé. À l'intérieur de la ROS, deux segments sont considérés. L'un relie le centre de la ROS au premier pixel du contour, l'autre relie le centre au dernier pixel du contour. L'angle visuel est égal à la valeur absolue de l'angle extérieur formé par ces deux segments. Si cet angle est inférieur à un seuil nommé minimum de visibilité, alors le pixel au centre de la ROS est identifié comme point dominant concave. Le minimum de visibilité

Etats				Cas n°	Point dominant concave ?
Q1	Q2	Q3	Q4		
0	0	0	0	0	aberrant
0	0	0	1	1	non
0	0	0	2	2	non
0	0	1	1	4	non
0	0	1	2	5	non
0	0	2	2	8	non
0	1	0	1	10	non
0	1	0	2	11	non
0	1	1	1	13	non
0	1	1	2	14	ambigüité
0	1	2	1	16	ambigüité
0	1	2	2	17	ambigüité
0	2	0	2	20	non
0	2	1	2	23	aberrant
0	2	2	2	26	oui
1	1	1	1	40	ambigüité
1	1	1	2	41	ambigüité
1	1	2	2	44	ambigüité
1	2	1	2	50	aberrant
1	2	2	2	53	oui
2	2	2	2	80	aberrant

TAB. 4.2.1 – Table de correspondance réduite. Les quatre premières colonnes indiquent le remplissage des quadrants, la cinquième est le numéro du cas (déduit des remplissages en base 3) et la dernière contient la conclusion des experts.

est un terme emprunté à l’ophtalmologie et qui décrit la limite angulaire en dessous de laquelle deux lignes différentes ne peuvent plus être distinguées séparément. Ce test est appelé hyper-acuité.

Pour terminer la détection, les points dominants concaves proches sont regroupés : si la distance le long de la courbe entre deux points dominants concaves est inférieure à la taille des quadrants constituant la ROS, alors ces pixels détectés sont en fait la manifestation d’un seul et unique point dominant (Figure 4.2.3). Ce point dominant est situé à l’emplacement du pixel du contour qui est médian des points regroupés. Ce regroupement est également cohérent avec la vision humaine : il s’agit de la distance minimale qui doit séparer deux lignes pour qu’elles puissent être distinguées l’une de l’autre.

Quant aux points dominants convexes, ils sont détectés par inversion de la convention intérieur/extérieur et application du même raisonnement.

---

ALGORITHME 1 :

SI (tous les quadrants sont vides) OU (tous les quadrants sont pleins) OU (deux quadrants opposés sont pleins ET un quadrant est partiellement rempli ET (le dernier est vide OU partiellement rempli))

ALORS le point est *aberrant*

SINON SI trois quadrants sont pleins

ALORS le point est *un point dominant concave*

SINON SI (au moins deux quadrants sont vides) OR (trois quadrants sont partiellement remplis ET un est vide)

ALORS le point n’est *pas un point dominant concave*

SINON le point est *ambigu*

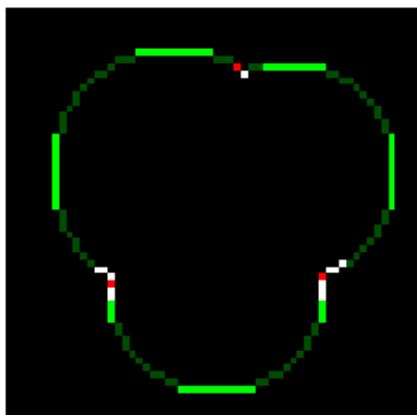


FIG. 4.2.3 – Exemple de détection concave sur une forme tricuspide. En vert clair sont les points directement éliminés par l'étude des quadrants, en vert sombre les points désapprouvés par l'étude angulaire, en blanc les points dominants concaves détectés et en rouge les positions finalement retenues.

FIN SI

FIN SI

FIN SI

## 4.2.4 Analogie avec la morphologie mathématique

La première étape de notre détecteur, analyse d'une ROS le long du contour, peut également s'interpréter comme l'utilisation des opérateurs morphologiques basiques (érosion  $\ominus$  et dilatation  $\oplus$ ) sous des conditions particulières. En considérant la grille formée par les quatre quadrants de la fenêtre ( $Q_i, i \in \llbracket 1; 4 \rrbracket$ ) comme la nouvelle décomposition élémentaire de l'espace (un quadrant correspond à un gros pixel unique), et en notant  $B_1$  l'élément structurant unitaire (carré de taille  $\delta \times \delta$  sur la grille initiale), la recherche des quadrants pleins (respectivement partiellement remplis) est équivalente à une érosion élémentaire (respectivement une dilatation élémentaire).

En effet, pour chaque quadrant  $Q_i$ , la somme suivante donne son état (en logique ternaire) :

$$state(Q_i) = (Q_i \oplus B_1) + (Q_i \ominus B_1) \quad (4.2.1)$$

Le numéro du cas dans la table de correspondance pour un pixel de contour et ses quatre quadrants est alors donné par la formule :

$$\sum_{i=1}^4 (3^{i-1} \times state(Q_i)) \quad (4.2.2)$$

Ce résultat est illustré figure 4.2.4.

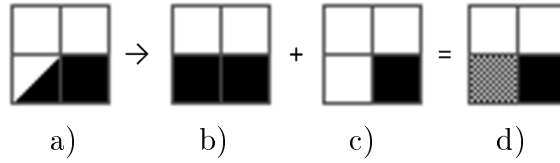


FIG. 4.2.4 – Représentation morphologique de l'étude fenêtrée sur un exemple. A) Un pixel de contour et ses quatre quadrants (l'intérieur de la forme est représenté en blanc) ; B) Erosion élémentaire de A) ; C) Dilatation élémentaire de A) ; D) Somme normalisée de B) et C). Selon l'équation fournie plus haut, le numéro du cas étudié ici est  $2 \times 3^0 + 2 \times 3^1 + 1 \times 3^2 + 0 \times 3^3 = 17$ .

## 4.2.5 Paramétrisation

Soit  $\delta \times \delta$  la taille d'un quadrant. Puisque les pixels ayant la même abscisse ou la même ordonnée que le point considéré n'appartiennent à aucun quadrant, la taille de la ROS dans son intégralité est de  $(2\delta + 1) \times (2\delta + 1)$ . Soit  $p_1, p_k, p_n$  respectivement les représentations complexes du premier point, du point central et du dernier point du contour dans la ROS et  $arg()$  la fonction qui donne l'argument d'un nombre complexe.

L'estimation  $\alpha_\delta(p_k)$  de l'angle de rupture de la tangente en  $p_k$  à une échelle  $\delta$  est égale à :

$$\alpha_\delta(p_k) = \left| arg\left(\frac{p_n - p_k}{p_k - p_1}\right) \right| \quad (4.2.3)$$

Cette valeur dépend de la taille de la fenêtre, c'est-à-dire de la concentration oculaire souhaitée. Après ce calcul, un point ambigu  $p$  est considéré comme un point dominant concave si et seulement si  $\alpha_\delta(p_k) < \alpha_{max}$ , avec  $\alpha_{max}$  deuxième et dernier paramètre de l'algorithme, défini comme la précision angulaire, à choisir entre  $\Pi/2$  et  $\Pi$ . En effet, l'angle externe d'un point dominant concave est strictement inférieur à  $\Pi$  sinon il s'agirait d'une zone convexe, et les points dominants concaves d'angle inférieur à  $\Pi/2$  ont déjà été détectés par l'étude fenêtrée : ce sont les cas numérotés 26 et 53. A noter qu'il n'est nul besoin de chercher ou de vérifier si l'angle calculé est bien l'angle externe : en effet cela est assuré par le sens de parcours des pixels de contour et donc par l'ordre de la liste cyclique que constituent ces points.

Empiriquement il a été observé que  $\delta$  ne devait pas être choisi inférieur à  $\delta_{min} = 4$  pixels. Cela se comprend facilement puisque les effets de la discrétisation sont trop importants à une résolution inférieure. Par une rapide analogie avec le système visuel humain, il est d'ailleurs intéressant de remarquer que le ratio entre la taille minimale de fenêtre et l'épaisseur minimale d'une ligne dans l'espace image discret (soit 1 pixel) est égal au quotient de l'acuité visuelle (hyper-acuité) qui vaut 4,5 secondes pour un bon contraste [72] par le minimum de visibilité (la visibilité binaire d'un point ou d'une ligne qui vaut 0,5 secondes [58]). En effet le premier vaut  $(4px \times 2 + 1px)/1px = 9$  et l'expression du second est  $4,5''/0,5''$ , soit 9 aussi.

Pour  $\delta = \delta_{min}$ , les essais ont également montré que  $\alpha_{\delta_{min}} = 2,9$  radians est la valeur qui donne la meilleure détection en absence de bruit. Et heureusement là encore, la théorie confirme ce qui a été observé :

La résolution angulaire d'un segment tracé dans un plan discret dépend de sa longueur



mais aussi de son orientation. Pour tous les segments qui commencent au centre de la fenêtre d'étude de paramètre de taille  $\delta$  et qui se terminent sur un pixel du bord de la fenêtre, la résolution angulaire la plus petite sera égale à l'angle du segment qui relie le centre (de coordonnées  $(0, 0)$  dans un repère centré) au point de coordonnées  $(\delta, 1)$ . Cet angle est égal à l'arctangente de l'inverse de  $\delta$ . Le plus grand angle non plat qui peut donc être détecté est donc égal à :

$$\alpha_{max}(\delta) = \pi - \arctan\left(\frac{1}{\delta}\right) = \frac{\pi}{2} + \arctan(\delta) \quad (4.2.4)$$

Pour  $\delta = 4px$ , nous avons bien  $\alpha_{max} \sim 2.9$  radians, ce qui est en parfait accord avec les observations.

Inversement, si nous recherchons une commissure avec un angle maximal de  $\alpha_{max}$ , l'équation suivante informe sur la taille minimale à adopter pour la fenêtre d'étude :

$$\delta(\alpha_{max}) = \frac{1}{\tan(\pi - \alpha_{max})} \quad (4.2.5)$$

Cependant, si l'angle maximal recherché  $\alpha_{max}$  est trop proche de  $\pi$  (en d'autres termes qu'une grande résolution angulaire est demandée), il faut s'assurer que la taille minimale de fenêtre nécessaire n'est pas trop grande et en particulier qu'elle n'est pas égale ou supérieure à la taille des objets étudiés, auquel cas l'étude fenêtrée perdrait son sens et le résultat ne serait plus du tout pertinent.

Enfin, pour terminer la détection, on considère dans la liste des points de contour tous les pixels qui ont été détectés comme commissure indifféremment par l'une ou l'autre des étapes. Si la distance séparant deux commissures successives est inférieure au paramètre de concentration  $\delta$ , ces candidats sont classés comme appartenant à un même groupe qui décrit une seule commissure. Une fois tous les groupes déterminés, les points médians de chaque groupe le long du contour sont retenus comme les positions finales des commissures. Ce regroupement est lui aussi cohérent avec l'analogie précédemment faite entre  $\delta$  et l'acuité visuelle : il ne peut exister deux commissures trop proches parmi les points détectés, puisque la détection est limitée par le pouvoir de séparation des lignes et des points, qui est de l'ordre de  $\delta$  dans le cas de cette vision artificielle.

## 4.2.6 Analyse multi-échelle

L'oeil humain peut discerner les points dominants à différentes échelles, des plus petites, qui deviennent indécélables lorsqu'on s'éloigne, aux plus grandes, qui ne sont pas réellement des coins au sens de la rupture à plus petite échelle. Nous sommes également sensibles aux caractères plus ou moins aigus des angles formés par ces points. Partant de ces constats, nous avons conçu une version multi-échelle de notre détecteur par la fusion des résultats obtenus à différentes valeurs de  $\delta$  et de  $\alpha$ .

Soit  $\Lambda_{\delta,\alpha}^+(p)$  (respectivement  $\Lambda_{\delta,\alpha}^-(p)$ ), fonction binaire qui représente les résultats de notre détecteur pour les convexités (respectivement les concavités) au point de contour  $p$  avec pour paramètres  $\delta$  et  $\alpha$ . Soit  $\Lambda_{\delta,\alpha}(p) = \Lambda_{\delta,\alpha}^+(p) - \Lambda_{\delta,\alpha}^-(p)$ .

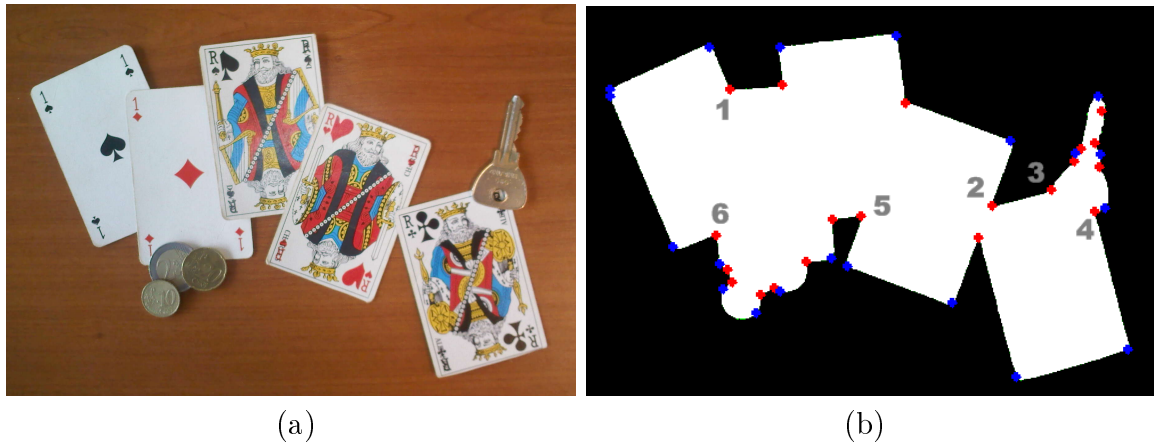


FIG. 4.2.5 – Résultat de la détection sur un contour réel complexe. a) Image initiale. b) Forme binaire (en blanc), points dominants convexes (en bleu) et points dominants concaves (en rouge).

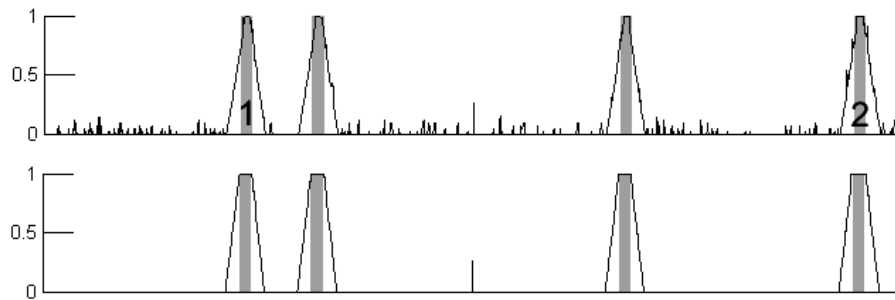


FIG. 4.2.6 – SF concave normalisée (fonction en noir) et points dominants concaves pour  $\delta = 16$  (intervalles en gris) sur la partie [1 ;2] du contour (Figure 4.2.5) :  $\alpha = 2.7$  radians,  $\delta = \llbracket 4; 48 \rrbracket$  pixels pour la courbe du haut et  $\delta = \llbracket 16; 48 \rrbracket$  pixels pour la courbe du bas.

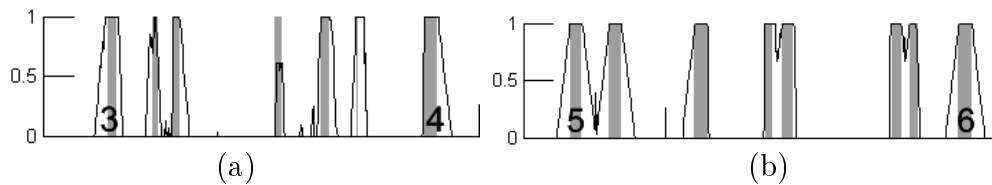


FIG. 4.2.7 – SF concave normalisée (fonction en noir) et points dominants concaves pour  $\delta = 16$  (intervalles en gris) sur les parties [3 ;4] (a) et [5 ;6] (b) du contour (Figure 4.2.5) :  $\alpha = 2.7$  radians,  $\delta = \llbracket 16; 48 \rrbracket$  pixels.

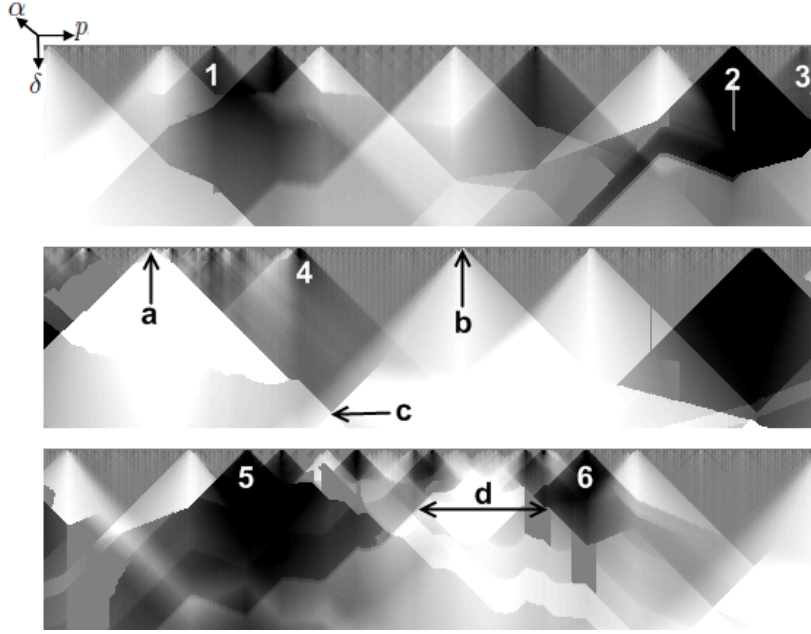


FIG. 4.2.8 – SH du contour de la figure 4.2.5, pour  $\delta = \llbracket 4; 496 \rrbracket$  et  $\alpha = [\pi/2; \pi[$ . Certains points dominants concaves sont numérotés afin de faciliter la mise en correspondance avec les images précédentes. Quatre zones remarquables sont également indiquées et notées de a à d (voir le texte pour une explication complète).

Pour un angle  $\alpha$  fixé, nous construisons tout d’abord une Fonction de Saillance (SF) par parcours du contour et accumulation des candidats détectés comme points dominants (avant regroupement) pour une taille de fenêtre variable de  $\delta_m$  (supérieur ou égal à  $\delta_{min}$ ) à  $\delta_M$  :

$$SF_{\alpha}(p) = \sum_{\delta=\delta_m}^{\delta_M} \Lambda_{\delta,\alpha}(p) \quad (4.2.6)$$

Cette fonction permet de classer les points dominants suivant leur visibilité et montre comment certains peuvent fusionner à grande échelle (Figure 4.2.6 et 4.2.7). Ainsi un pixel  $p$  a une valeur de saillance de  $k$  s’il est candidat pour  $k$  concentrations différentes. De la même manière, nous pouvons définir les fonctions de saillance convexe ( $SF_{\alpha}^{+}(p)$ ) et concave ( $SF_{\alpha}^{-}(p)$ ). La taille minimale  $\delta_m$  est imposée par l’amplitude du bruit ou l’acuité du système, alors que la taille maximale est surtout limitée par la taille des objets observés ou la rapidité souhaitée pour obtenir les résultats. Si le temps n’est pas compté, il est également possible de faire une étude granulométrique [35, 67, 49] sur l’image initiale pour connaître l’intervalle idéal des tailles à adopter.

Il est également possible d’étudier simultanément l’influence des deux paramètres grâce au tracé d’une image que l’on nommera monts de saillance (Saliency Hills, abrégé en SH). Il s’agit d’un scalogramme qui met en évidence les cônes d’influence des différents points dominants. Les abscisses de cette représentation correspondent au parcours du contour, les ordonnées à la valeur de  $\delta$  et les intensités représentent l’accumulation des réponses

lorsque  $\alpha$  varie d'une borne minimale  $\alpha_m$  à une maximum  $\alpha_M$  :

$$SH(p, \delta) = \int_{\alpha_m}^{\alpha_M} \Lambda_{\delta, \alpha}(p) \cdot d\alpha \quad (4.2.7)$$

Un exemple de SH est donné figure 4.2.8 dont l'interprétation nous donne de nombreux renseignements sur la forme étudiée. On peut par exemple remarquer qu'une zone dont l'angle est très aigu, comme peut l'être la clé (Figure 4.2.8.a) génère une pyramide où l'intensité est uniformément élevée alors qu'un angle plus doux, comme le coin d'une carte (Figure 4.2.8.b), engendre un dégradé d'intensité sur chaque flan. On observe également une fusion de certaines régions lorsque  $\delta$  augmente : si l'observateur s'éloigne de la forme, alors la clé et la carte de droite peuvent être assimilées à une seule et même région (Figure 4.2.8.c). De la même façon, lorsque  $\delta$  croît, les pièces semblent fusionner pour ne plus former qu'une seule protubérance (Figure 4.2.8.d), délimitée par deux régions concaves dont l'angle est très aigu (numérotées 5 et 6).

## 4.2.7 Résultats

En dehors de notre étude, le détecteur de points dominants que nous avons élaboré a été appliqué avec succès ( $\delta = 4px, \alpha_{max} = 2.9rad$ ) pour la décomposition de grains de café connectés [43] et validé dans un cadre plus général par une comparaison avec deux méthodes de la littérature [30, 32] et deux détections manuelles réalisées sur 105 images binaires de synthèses représentant la superposition partielle de 2 à 8 ellipses (Figure 4.2.9). La construction de ces formes, parfois plus complexes que les sinus, sera expliquée dans la section 5.1.1 où nous aborderons la modélisation d'une famille de formes dont font partie la projection des sinus de Valsalva dans le plan d'étude.

Des images ont été générées avec trois tailles différentes ( $64 \times 64, 128 \times 128$  et  $256 \times 256$  pixels) et seuls les points dominants concaves ont été recherchés. Théoriquement, il y a 570 points dominants concaves à trouver. Ces points sont classés manuellement selon leur saillance (comme expliqué section 4.2.1). Si les deux experts ne s'accordent pas sur la saillance d'un point, alors la saillance la plus faible sera retenue.

Un voisinage d'acceptabilité est défini autour de chaque point dominant théorique afin de différencier les résultats faux positifs des bons résultats possédant une certaine précision de localisation. En conséquence, un faux positif est un point détecté à l'extérieur de tout voisinage d'acceptabilité. A l'inverse, un faux négatif est un voisinage qui ne contient aucun des points détectés.

L'erreur de localisation associée à chaque voisinage d'acceptabilité est calculée comme la distance euclidienne qui sépare le point dominant théorique du point détecté le plus éloigné.

Les résultats sont regroupés selon deux critères : la résolution des images (Table 4.2.2) et la saillance des points dominants (Table 4.2.3).

### Influence de la résolution

La table 4.2.2 nous renseigne sur l'influence de la résolution sur la qualité des résultats des différentes méthodes de détection. Plus la forme est grande, plus les points dominants

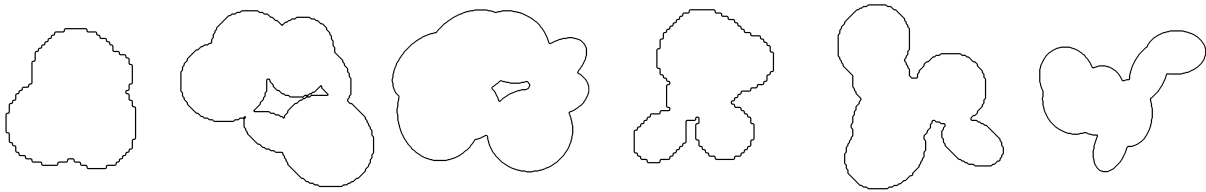


FIG. 4.2.9 – Quelques exemples des formes générées à partir de la superposition partielle d'ellipses.

sont visibles aux yeux des experts (Les nombres de faux positifs et faux négatifs diminuent significativement quand la résolution augmente). Cependant, à trop grande résolution, les experts sont moins précis dans la localisation des points. De son côté, la méthode de Harris est la moins précise de toutes. A l'inverse, notre méthode et celle de He sont les plus efficaces. En effet, leurs résultats sont plutôt similaires, excepté en ce qui concerne le nombre de faux positifs. Ce fait est naturellement dû à la spécificité de notre détecteur dans la recherche d'un seul type de convexité. Notre méthode et celle de He sont moins précises que les experts à basse résolution, mais deviennent ensuite d'une efficacité comparable puis meilleure au fur et à mesure de l'augmentation de la résolution.

## Influence de la saillance

Nous avons également étudié l'influence de la saillance des points dominants sur leur détection. Les résultats de cette étude sont regroupés dans la table 4.2.3. Notre base de test contient plus de points saillants que de points dominants atténués. Notre méthode est aussi efficace que la méthode de He en ce qui concerne les points saillants et bien meilleure pour détecter les points dominants atténués. En effet, le nombre de points trouvés est bien supérieur et l'erreur de localisation moindre ( $1.00 \pm 0.67$  pixels avec notre méthode,  $1.10 \pm 0.96$  pixels avec la méthode de He).

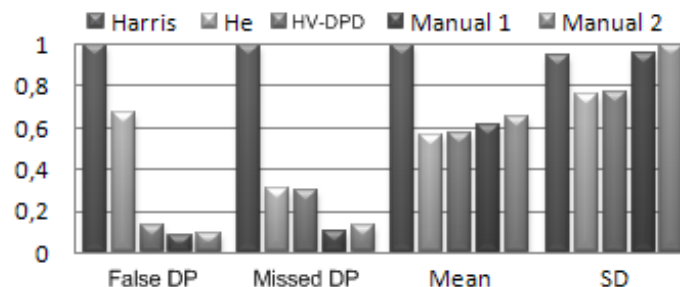


FIG. 4.2.10 – Résultats généraux de la détection des points dominants. Chaque groupe de résultats est normalisé par rapport à la valeur maximale du groupe. Notre méthode est notée HV-DPD.

Images de 64 × 64 pixels	Points dominants			Erreur spatiale (px)	
	Vrai	Faux	Raté	Moyenne	Ecart-type
Méthode de Harris	94	64	96	1,86	0,92
Méthode de He	90	60	51	1,26	1,02
Notre méthode	93	21	49	1,26	1,10
Expert 1	120	20	23	1,08	1,06
Expert 2	117	21	27	1,17	1,03

Images de 128 × 128 pixels	Points dominants			Erreur spatiale (px)	
	Vrai	Faux	Raté	Moyenne	Ecart-type
Méthode de Harris	197	138	114	1,79	0,98
Méthode de He	163	54	40	1,03	0,81
Notre méthode	163	6	39	1,05	0,82
Expert 1	194	0	10	1,01	0,90
Expert 2	193	1	13	1,10	0,93

Images de 256 × 256 pixels	Points dominants			Erreur spatiale (px)	
	Vrai	Faux	Raté	Moyenne	Ecart-type
Méthode de Harris	201	35	121	1,81	1,11
Méthode de He	204	46	10	0,93	0,72
Notre méthode	201	4	12	0,92	0,72
Expert 1	214	0	2	1,21	1,12
Expert 2	218	0	3	1,26	1,23

TAB. 4.2.2 – Détection de points dominants dans les images de 64 × 64 pixels (en haut), 128 × 128 pixels (au milieu) et 256 × 256 pixels (en bas).

Points dominants saillant	Points dominants		Erreur spatiale (px)	
	Vrai	Faux	Moyenne	Ecart-type
Méthode de Harris	476		1,83	1,02
Méthode de He	414		1,03	0,81
Notre méthode	402		1,04	0,88
Expert 1	454		1,09	1,02
Expert 2	461		1,18	1,10

Points dominants atténués	Points dominants		Erreur spatiale (px)	
	Vrai	Faux	Moyenne	Ecart-type
Méthode de Harris	16		1,31	0,79
Méthode de He	40		1,10	0,96
Notre méthode	55		1,00	0,67
Expert 1	74		1,22	1,13
Expert 2	67		1,21	1,01

TAB. 4.2.3 – Détection de points dominants saillants (en haut) et atténués (en bas).

## Résultats généraux

L'histogramme de la figure 4.2.10 permet de comparer les erreurs de chaque méthode sur l'ensemble des données de test. La variation inter-observateur est négligeable. Comme on pouvait s'y attendre, le détecteur de Harris s'avère ne pas être compétitif pour notre application. A contrario, notre méthode et celle de He sont globalement plus précises que la vision humaine, mais trouvent moins de points dominants. Ces deux méthodes automatiques sont à peu près aussi efficaces l'une que l'autre ormis en ce qui concerne le nombre de faux positifs (31 contre 160), pour les raisons évoquées précédemment.

Comparée à la vision humaine, notre méthode trouve un peu plus de faux positifs (31 contre 20 et 23 pour les experts) mais la détection automatique loupe plus de deux fois plus de points (100 contre 30 et 43 pour les experts). L'erreur spatiale (1,04 pixels) est quant à elle légèrement inférieure à celles des experts (1,11 pixels et 1,18 pixels) et plus stable : L'écart-type de notre méthode est de 0,83 pixel alors que l'écart-type des erreurs spatiales commises par le meilleur expert est de 1,22 pixels.

## Choix de la méthode principale

Malgré les bons résultats du détecteur de points dominants en comparaison avec les méthodes existantes et la vision humaine, nous avons retenu la méthode par étude des rayons comme méthode principale pour déterminer les points caractéristiques du contour des sinus. En effet, les contours extraits comportent davantage de points dominants atténués et de points ambigus que les images de synthèse. En conséquence, le nombre de points caractéristiques non détectés par la seconde méthode est trop important pour qu'elle puisse permettre une analyse de la morphologie des sinus et fournir des mesures fiables sur l'ensemble de la base d'examen. Cependant, il n'est pas à exclure que ce détecteur puisse à l'avenir venir renforcer la fiabilité de la première détermination.

## Chapitre V

# Exploitation des résultats à finalité clinique





## 5.1

# Modélisation par coniques planes

### 5.1.1 Modèle des ellipses superposées

#### Cadre géométrique général

Afin d’appréhender les différences de morphologie des sinus de Valsalva, nous avons défini un cadre géométrique dans lequel ceux-ci forment un sous-ensemble des formes élaborées.

Dans le plan d’étude, une prothèse de la racine aortique ainsi que l’aorte ascendante apparaissent comme des cercles ou des ellipses dont l’excentricité est proche de zéro. Les sinus de Valsalva bicuspidés et tricuspides peuvent également être perçus comme la superposition partielle de deux ou trois régions pseudo-elliptiques (RPE).

Une région elliptique discrète est une aire qui peut être assimilée à une ellipse discrétisée. Nous préférons parler ici de RPE, et ce pour deux raisons :

- En plus des déformations de la discrétisation, la forme binaire considérée n’est pas toujours strictement elliptique en ce sens qu’il peut exister des variations irrégulières de courbure par rapport à un contour elliptique régulier ou bruité.
- Dans le contexte des formes générées par les sinus de Valsalva, rien n’impose que les éléments qui les composent soient entièrement elliptiques dans toutes les directions. Si l’on considère les sinus comme une superposition de RPE, seule nous importe la partie de chaque région qui participe au contour des sinus. En particulier, les ellipses complètes peuvent sortir des sinus de Valsalva là où les deux contours ne peuvent s’assimiler (Figure 5.1.1).

Nous pouvons donner les définitions suivantes :

Soit  $a_k$ ,  $k \in \llbracket 1; n \rrbracket$  les projections elliptiques dans le plan image de  $n$  objets ( $n > 1$ ) qui constituent une forme simplement connexe (c’est à dire d’un seul tenant et sans trou)  $E = \bigcup_{k=1}^n a_k$ . Soit  $||$  la fonction cardinal qui donne le nombre de pixels contenus dans un ensemble et soit  $\nabla^\ominus$  le gradient morphologique interne [63]. Sur une forme binaire, ce dernier garde uniquement les pixels intérieurs qui ont au moins un pixel externe comme voisin. Cette fonction construit ainsi le contour en 8-connexité.

Dans un groupe  $E$  composé de plusieurs régions, une région  $a_k$  est un RPE si et seulement si la partie de son contour qui participe au contour du groupe  $(\nabla^\ominus(a_k) \cap \nabla^\ominus(E))$  est convexe et n’a pas de coin significatif (i.e. distinctif d’un bruit).



FIG. 5.1.1 – Une forme composée de 3 RPE, dont l’une d’elle repose sur une ellipse qui n’est pas entièrement incluse dans la forme globale.

Soit  $\Phi_E$  et  $\Psi_E$  deux fonctions qui régissent la structure des superpositions partielles et simplement connexes de RPE :

- $\Phi_E$  est définie comme la participation de la projection de chaque objet au contour de la forme globale :

$$\forall k \in \llbracket 1; n \rrbracket, \Phi_E(a_k) = \frac{|\nabla^\ominus(a_k) \cap \nabla^\ominus(E)|}{|\nabla^\ominus(a_k)|} \quad (5.1.1)$$

$\Phi_E$  est une valeur entre 0 et 1. Intuitivement, si la forme est constituée d’un seul objet, sa participation est de 100%, alors qu’une région complètement contenue à l’intérieur d’autres régions a une participation nulle puisqu’elle n’a aucun contour en commun avec la forme globale.

- $\Psi_E$  est quant à lui le facteur de superposition d’une région, défini comme suit :

$$\forall k \in \llbracket 1; n \rrbracket, \Psi_E(a_k) = \frac{|E| - |E - a_k|}{|E|} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n |a_i|}{|a_k|} \quad (5.1.2)$$

Le premier terme de l’équation 5.1.2 correspond à l’aire couverte uniquement par la projection de l’objet considéré ( $a_k$ ), normalisé par l’aire de la forme totale. Le deuxième terme est une pondération liée à la taille relative de la région considérée comparée aux autres. Plus la contribution est élevée, plus la région se distingue des autres.

La complexité d’une forme dépend du nombre d’objets à projection elliptique qui le constituent et du choix des intervalles de tolérance pour les facteurs  $\Phi_E$  et  $\Psi_E$  de l’ensemble des projections. Pour réaliser les tests précédemment présentés dans le chapitre 4 section 2.7, nous avons ainsi généré des images de synthèses composées d’objets à projection elliptique dont les facteurs de participation et de superposition sont tous les deux supérieurs à 0,1.

Pour coller davantage à la réalité géométrique des sinus, nous pouvons également définir la région qu’ils dessinent dans l’image comme un sous-ensemble des formes composées de RPE et vérifiant les contraintes suivantes :

- L’excentricité  $e$  de chaque RPE doit être dans l’intervalle  $[0; 0.4]$  afin d’éviter l’apparition de cuspidés trop pointues et non réalistes;
- $\Phi_E$  et  $\Psi_E$  doivent être choisis dans l’intervalle  $[\frac{1}{4}; \frac{2}{3}]$ ;
- $n \leq 3$  et pour  $n = 3$ ,  $\forall k \in \llbracket 1; 3 \rrbracket$ ,  $\nabla^\ominus(a_k) \cap \nabla^\ominus(E)$  est simplement connexe. En d’autres termes, les trois RPE forment une grappe et non une chaîne de RPE.

## Cas particulier des sinus

Les formes dessinées par les sinus de Valsalva dans le plan image constituent un sous-ensemble des formes définies dans la section précédente. Ce sous-ensemble vérifie les contraintes suivantes :

- L'excentricité  $e$  de chaque ellipse doit être dans l'intervalle  $[0; 0.4]$  car il n'est pas réaliste d'avoir des cavités trop pointues.
- Les facteurs  $\Phi_E$  et  $\Psi_E$  de chaque ellipse doivent tous être contenus dans l'intervalle  $[\frac{1}{4}; \frac{2}{3}]$ ;
- $k \leq 3$  et pour  $k = 3$ ,  $\forall(k) \in \llbracket 1; 3 \rrbracket$ ,  $\nabla^\ominus(a_k) \cap \nabla^\ominus(E)$  est simplement connexe. En d'autres termes, la disposition des trois ellipses forme une grappe et non une chaîne avec une ellipse centrale ;

Ces limites ont été empiriquement déterminées. La différence entre les différentes tailles d'ellipses est indirectement contrôlée par la vérification des facteurs  $\Psi_E$ .

La position des commissures correspond à la jonction des contours des ellipses le long du contour global, c'est à dire l'extrémité de chaque ensemble de pixels  $\{edge(E) \cap edge(ak)\}$ .

### 5.1.2 Séquences de synthèse

Des séquences complètes (24 images) qui modélisent les sinus de Valsalva en mouvement et *in situ* et le déplacement des valves ont été réalisées pour valider les algorithmes d'extraction des contours. Dans un but de simplification du paramétrage, chaque sinus est ici dessiné par un disque discrétisé plutôt qu'une ellipse.

Les sinus de Valsalva tricuspides sont donc construits à partir de trois positions de centres  $(C_1, C_2, C_3)$  et de trois valeurs de rayons  $(R_1, R_2, R_3)$ . Pour modéliser les déplacements et les déformations des sinus, un vecteur de déplacement total est associé à chaque position  $(d_1, d_2, d_3)$  et une valeur de croissance globale associée à chaque rayon  $(r_1, r_2, r_3)$ . Ainsi la forme des sinus de la dernière image de la séquence aura pour centres  $(C_1 + d_1, C_2 + d_2, C_3 + d_3)$  et pour rayons associés  $(R_1 + r_1, R_2 + r_2, R_3 + r_3)$  (Figure 15.2.a). Les positions et rayons intermédiaires sont calculés de façon linéaire. Ainsi, s'il y a  $n + 1$  images dans la séquence à construire, numérotées de 0 à  $n$ , nous aurons :

$$\forall k \in \llbracket 0; n \rrbracket, \forall i \in \llbracket 1; 3 \rrbracket, \begin{cases} C_i(k) = C_i(0) + \frac{k}{n} \times d_i \\ R_i(k) = R_i(0) + \frac{k}{n} \times r_i \end{cases} \quad (5.1.3)$$

Dans un premier temps, les disques seront entièrement blancs (valeur de 1 ou 255 suivant le codage de l'image). D'autres disques peuvent être ajoutés autour et par-dessous les sinus pour représenter le contexte dans lequel ils doivent être détectés. Dans notre cas, nous avons composé le fond de six disques de différents rayons, dont trois se superposent pour donner une masse non circulaire, et qui se répartissent autour des sinus pour que ces derniers soient voisins de petites et de grandes zones blanches ou noires (Figure 5.1.2.b). Pour notre exemple de tricuspédie, la région d'intérêt est de 65 pixels de côté, et les rayons

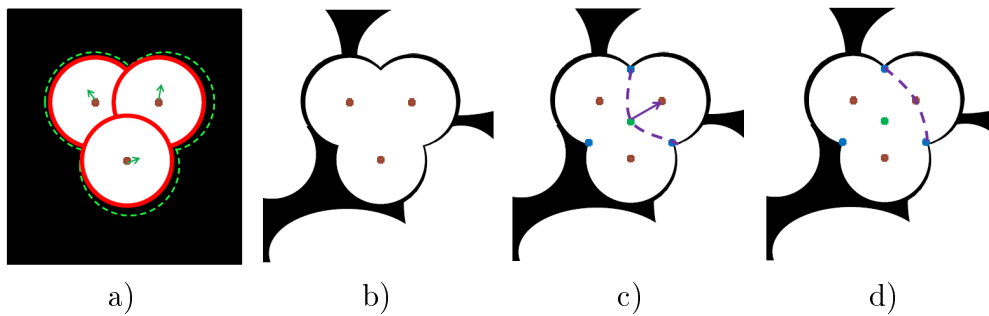


FIG. 5.1.2 – Elaboration d'une séquence de synthèse. Cas tricuspide a) Les sinus sont représentés par trois cercles dont le rayon et la position du centre varient linéairement au cours du temps ; b) Une superposition de cercles autour des sinus simule la présence des autres organes ; c) Les valves cardiaque sont dessinées à l'aide des splines contrôlées par les commissures et un point intermédiaire initialisé au barycentre des centres de cercles. d) Le point de contrôle intermédiaire des splines progresse linéairement jusqu'au centre du cercle associé.

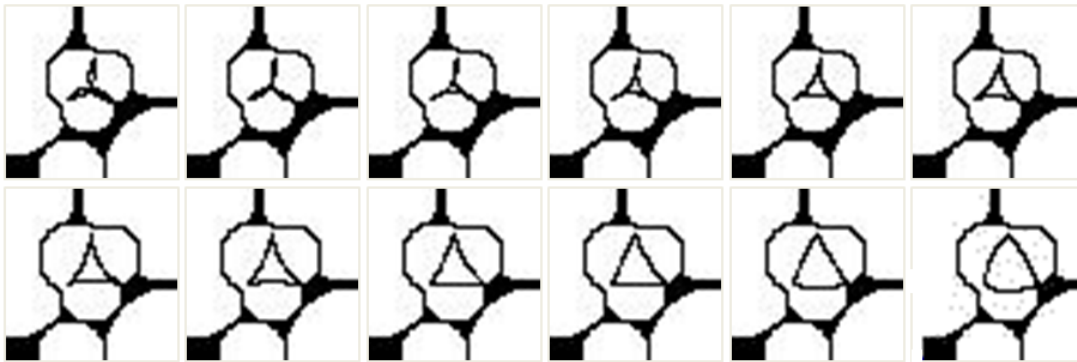


FIG. 5.1.3 – Exemple de séquence sans artéfact composée de douze images.

initiaux choisis font respectivement 16, 16 et 18 pixels. Par l'observation il a été remarqué qu'un mouvement plausible des sinus était une translation des centres de l'ordre de 1 ou 2 pixels et une dilatation unitaire. La dilatation n'est d'ailleurs pas toujours nécessaire puisqu'elle peut s'inclure dans un mouvement d'éloignement entre les centres. Une zone sombre de deux pixels est enfin ajoutée pour la paroi des sinus à l'extérieur de ces derniers.

Il est également possible de simuler la présence des valves et leurs déformations par de simples splines cubiques d'interpolation, dont les trois points de contrôle sont deux points de commissures et un point mobile intermédiaire variant de façon linéaire entre l'isobarycentre de tous les centres (position de systole) (Figure 5.1.2.c) et le centre du sinus considéré (position de diastole) (Figure 5.1.2.d). La figure 5.1.3 montre un exemple de séquence de synthèse composée de 12 images.

Des variations d'intensité liées au flux sanguin sont introduites en ajoutant aux régions claires un bruit aléatoire à faible contraste ( $C$ ). Les intensités de ces régions sont tirées aléatoirement selon une distribution standard uniforme sur l'intervalle ouvert  $]1 - C, 1[$ . De plus, lorsque le rapport signal sur bruit est supérieur à 3, le bruit ricien tend vers une distribution gaussienne [25]. C'est pourquoi chaque image de synthèse a également été

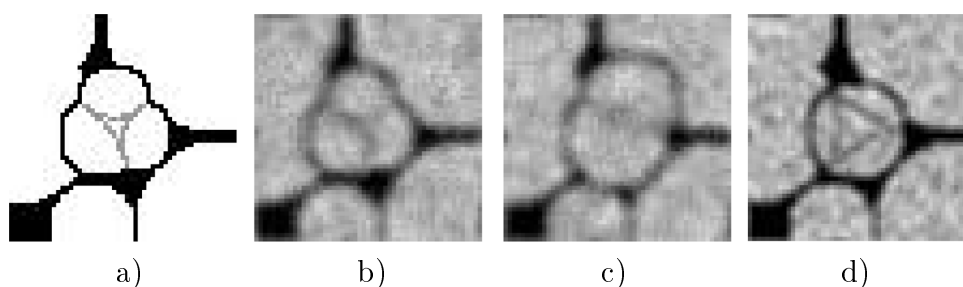


FIG. 5.1.4 – Quelques exemples d’images issues de séquences de synthèse représentant des sinus de Valsalva de formes tricuspides (sans (a) ou avec artefact (b)), bicuspide (c) ou de type prothèse (d).

Ecart-type du bruit gaussien de l’IRM	Flou gaussien de l’IRM		Bruit de contraste (flux sanguin) (%)	Intensité des valves (%)
	Taille du filtre (px)	Ecart-type		
NON	NON	NON	NON	< 95
NON	NON	NON	60	< 40
NON	9	1,5	60	< 50
NON	9	< 2,2	60	NON
NON	5	< 2,6	60	40
0,01	5	< 2,2	60	40

TAB. 5.1.1 – Conditions limites pour une extraction correcte du contour des SV. Pour les trois premiers cas, l’intensité des valves (en % de l’intensité maximale) est le paramètre modifiant tandis que les autres paramètres restent invariants. Pour les trois autres cas, il s’agit de faire varier l’écart-type du flou gaussien. Le contraste du bruit lié au flux sanguin est également exprimé en % de l’intensité maximale.

détériorée par un flou gaussien et un bruit gaussien (Figure 5.1.4.b).

En plus de la création de quelques séquences de synthèses simulant un cas de tricuspédie perturbé par plusieurs artefacts, nous avons également réalisé des séquences représentant des cas de bicuspidie (Figure 5.1.4.c) et de prothèse cylindrique (Figure 5.1.4.d). Dans ce dernier cas, la position d’une commissure est fixée arbitrairement le long du contour et les deux autres placées de façon à former un triangle équilatéral.

Les extracteurs de contour ont été mis à l’épreuve par variation des paramètres liés aux artefacts. Cela a permis d’expliciter certains cas extrêmes au-delà desquels l’algorithme ne pouvait plus garantir des résultats corrects. Les conditions limites d’utilisation sont ainsi esquissées (Table 5.1.1), quel que soit le type de morphologie rencontré. Elles correspondent aux plus mauvaises conditions rencontrées lors de l’acquisition de véritables séquences.

### 5.1.3 Ajustement de coniques

Puisque les commissures ont été détectées le long du contour des sinus de Valsalva, ce dernier est décomposé en parties plutôt régulières qui correspondent à des RPE distinctes. On peut donc chercher à modéliser les différents morceaux du contour par des formes géométriques telles que des parties d’ellipses ou des formes plus générales mais

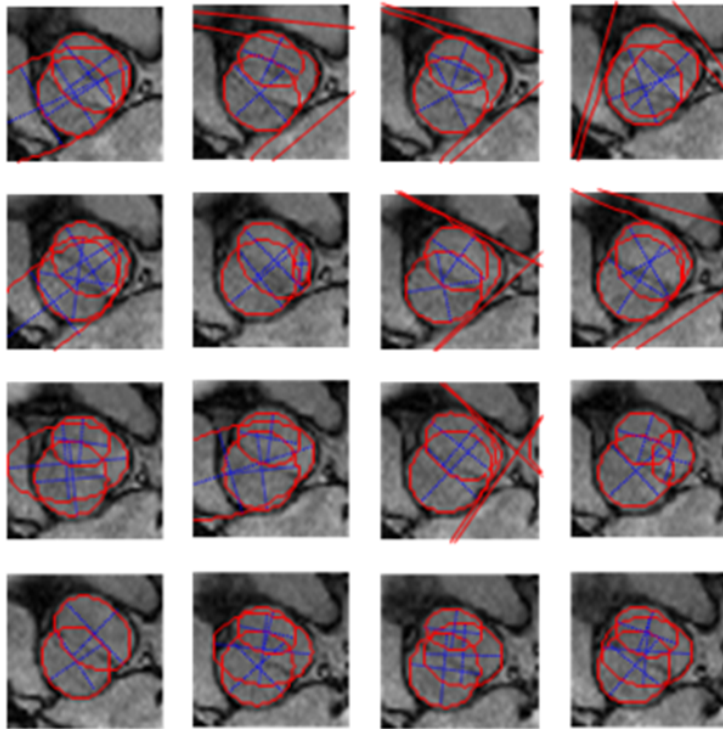


FIG. 5.1.5 – Exemple de fitting par conique avec tracé complet sur l'ensemble d'une séquence.

toujours régulières. On pense naturellement aux coniques, qui comprennent les ellipses, mais regroupent aussi les paraboles et les hyperboles. Un ajustement (*fitting*) a donc été réalisé, en ne gardant finalement que les parties des coniques qui correspondent à un morceau du contour.

Les figures 5.1.5 et 5.1.6 montrent le résultat de ce fitting puis de cette sélection sur une séquence complète de type bicuspidie. Si le contour modélisé est fidèle aux formes de la paroi, il n'en demeure pas moins que sur l'ensemble de la séquence les paramètres et même le type de courbe ayant servi à sa construction restent très variables en fonctions des déformations dynamiques des sinus de Valsalva.

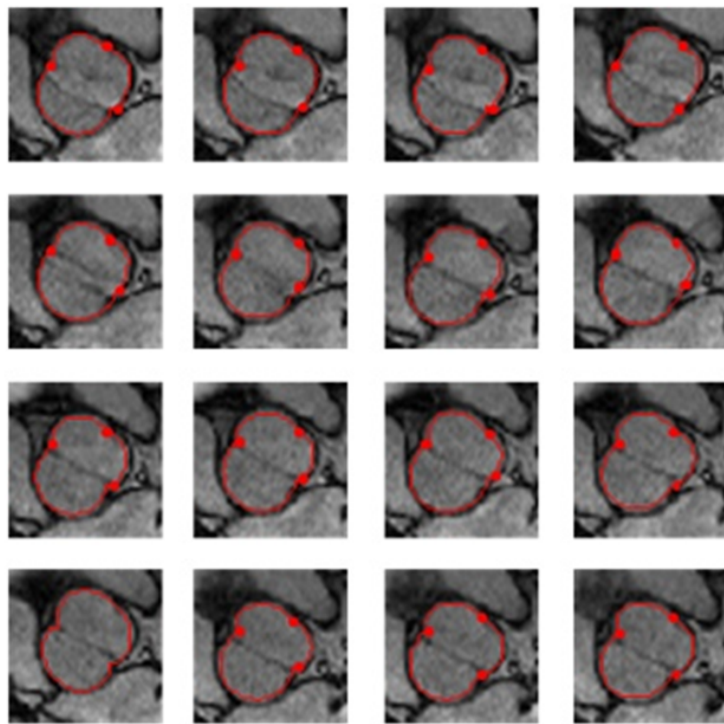


FIG. 5.1.6 – Exemple de fitting par conique avec tracé partiel sur l'ensemble d'une séquence. Les points gras sont les points de jonction.





## 5.2

# Tendance diastolique/systolique et suivi de valves

A l'intérieur de sinus de Valsalva tricuspides, les valves peuvent être schématisées par deux formes géométriques simples suivant la proximité temporelle entre l'image acquise et la systole ou la diastole. En systole, la valve aortique est ouverte, l'extrémité des valves représente alors une sorte de triangle entre les trois points de commissure. En diastole, la valve aortique est au contraire fermée, la forme géométrique est alors plutôt un ensemble de trois rayons partant du centre jusqu'à chaque commissure. Grâce à ce constat et avec l'usage d'un peu de morphologie mathématique, nous allons pouvoir classifier chaque image d'une séquence IRM comme un instant à tendance diastolique ou systolique. Cette classification nous permet ensuite de suivre plus facilement le déplacement précis du contour des valves aortiques.

### 5.2.1 Définition des masques

Puisque les contours des valves ne sont pas aussi réguliers que les formes géométriques que nous venons de définir, la morphologie mathématique va nous permettre de définir des régions d'influence positive ou négative, qui devraient révéler la présence ou l'absence de ces contours dans l'une ou l'autre des positions avec une certaine tolérance spatiale.

Il convient tout d'abord de restreindre l'aire d'étude à la région des sinus de Valsalva ( $\odot$ ). Pour cela nous nous appuyons sur la forme binaire issue de l'étape d'extraction des contours des sinus. Nous construisons ensuite les deux formes géométriques précédemment exposées à partir des positions des commissures et du centre, fournies par l'étape de détection des points caractéristiques. La forme triangulaire pleine sera notée  $\Delta$ , le triangle vide  $\Lambda$  et les rayons centre-commissures  $\Psi$ .

Nous devons ensuite restreindre davantage la zone vis-à-vis des positions possibles des valves. Par hypothèse, la valve d'un patient sain ne doit pas pénétrer outre mesure dans les cavités sinusales. Par conséquent, nous ne tolérons pour la zone d'étude qu'une légère dilatation du triangle plein des commissures, qui sera intersectée par la région initiale des sinus, afin que la dilatation ne déborde pas des sinus de Valsalva. La région d'intérêt définitive  $\Omega$  est donc :  $\Omega = (\Delta \oplus B_\epsilon) \cap \odot$ .

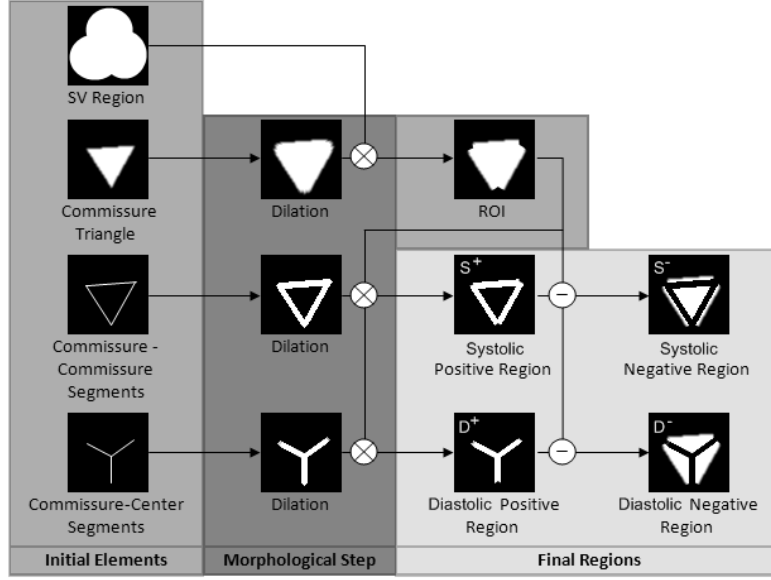


FIG. 5.2.1 – Diagramme des étapes morphologiques utilisées pour construire les régions positives et négatives des tendances diastolique et systolique.

Ensuite pour chaque tendance ( $S$  pour systole,  $D$  pour diastole), une région d'influence positive (+) et une région d'influence négative (–) sont définies comme suit :

- $S^+ = (\Lambda \oplus B_\epsilon) \cap \Omega$
- $S^- = \Omega - S^+$
- $D^+ = (\Psi \oplus B_\epsilon) \cap \Omega$
- $D^- = \Omega - D^+$

Les régions positives résultent donc de la dilatation géodésique des formes géométriques de référence, alors que les régions négatives sont leur complémentaire dans la région d'intérêt  $\Omega$ . La construction de ces éléments est résumée figure 5.2.1.

## 5.2.2 Critères de classification

Soit  $m(R, I)$ , la moyenne arithmétique qui fournit l'intensité moyenne d'une région  $R$  à l'intérieur d'une image  $I$ . Nous avons réalisé des tests sur le gradient des intensités et appliqué divers traitements d'images. Mais après quelques essais, il s'est avéré que de bons critères pour la classification basée sur les zones définies à la section précédente devaient reposer tout simplement sur les valeurs des intensités moyennes dans ces régions.

Nous avons donc défini un critère de diastole ( $D$ ) et un critère de systole ( $S$ ). La définition de ces deux critères est la suivante :

$$T_\Delta(I) = m(D^+, I) - \frac{m(D^-, I)}{2} \quad (5.2.1)$$

$$T_\Sigma(I) = m(S^+, I) - \frac{m(S^-, I)}{2} \quad (5.2.2)$$

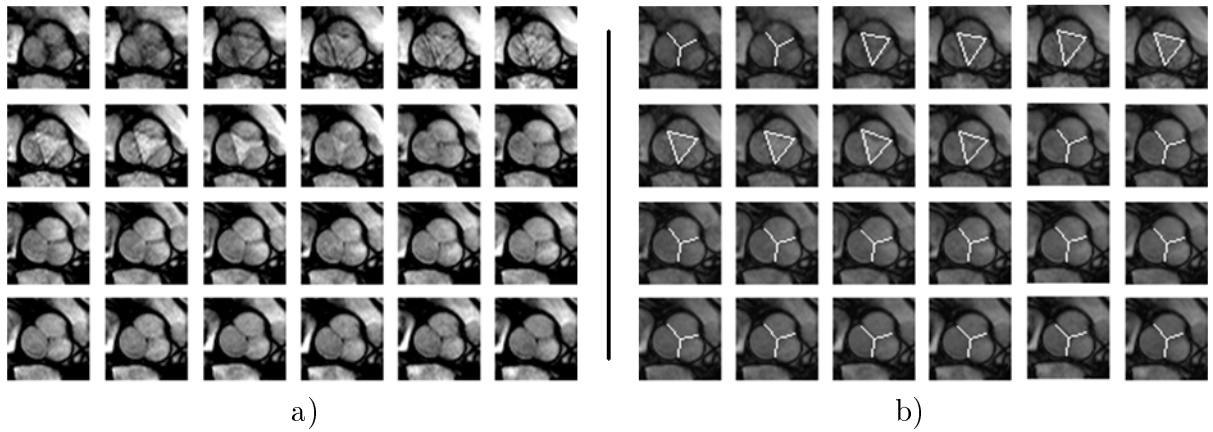


FIG. 5.2.2 – Séquence ciné-IRM et classification de chacune de ses images.

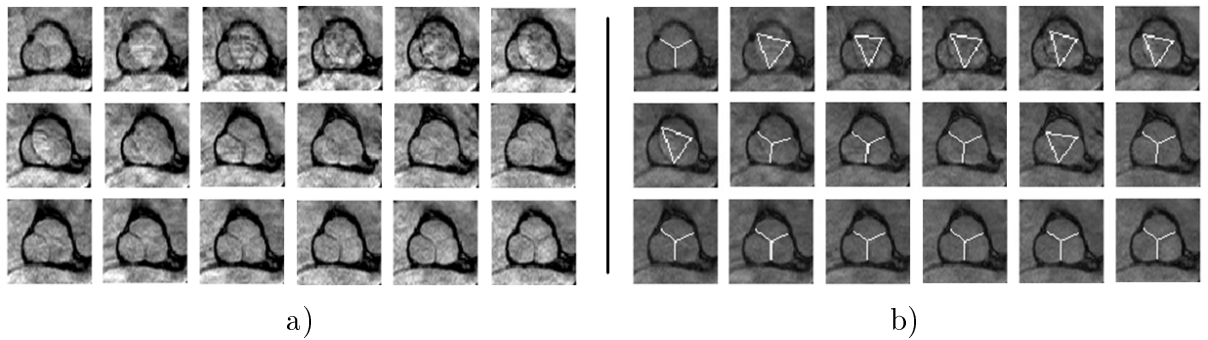


FIG. 5.2.3 – Séquence ciné-IRM et classification de chacune de ses images.

La moyenne des régions négatives est divisée par deux, pour favoriser les véritables contours au lieu des artefacts inhérents au flux sanguin. La valeur la plus grande de ces deux fonctions donne la tendance globale de l'image étudiée.

Figures 5.2.2, 5.2.3 et 5.2.4 sont exposés visuellement les résultats de cette classification sur trois séquences différentes. Le triangle des commissures est dessiné lorsqu'une image est systolique et les rayons centre-commissures dans le cas d'une image diastolique.

### 5.2.3 Suivi des valves

Une fois la classification diastole/systole effectuée, nous possédons une première approximation de la position des valves en l'état des formes géométriques de base  $\Lambda$  et  $\Psi$ . Depuis ces segments pris individuellement, nous pouvons alors appliquer un contour actif ouvert type snake sur le complémentaire des régions d'intérêt. Nous obtenons ainsi trois contours qui, par maximisation d'énergie, sont au plus proche de la véritable bordure des valves (Figure 5.2.5).

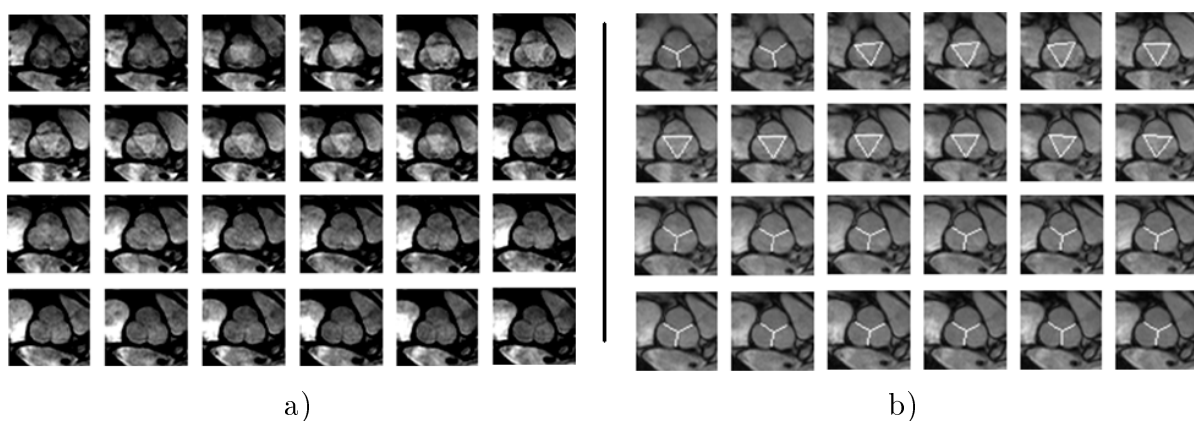


FIG. 5.2.4 – Séquence ciné-IRM et classification de chacune de ses images.

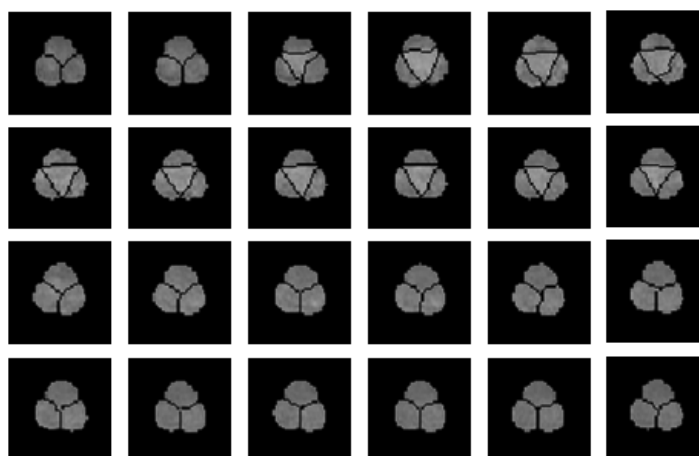


FIG. 5.2.5 – Détection du contour des valves de l'examen présenté figure 5.2.4.

## 5.2.4 Résultats

Ce suivi reste néanmoins très difficile sur les images bruitées par le flux sanguin ou sur les images où le plan de coupe n'est pas optimal pour la visibilité des valves. Là aussi une notion de cohérence temporelle pourrait être introduite pour affiner le suivi ou détecter les résultats ponctuellement aberrants.

## 5.2.5 Applications médicales

L'intérêt médical du suivi des valves est important : Il permet d'étudier l'ouverture et la fermeture de ces dernières, de quantifier les dysfonctionnements éventuels et de comprendre à quel moment du cycle ils se produisent. Il est par exemple fréquent qu'une dilatation anormale des sinus de Valsalva entraîne une mauvaise fermeture des valves et donc un retour partiel du sang dans le coeur en phase de diastole. A l'inverse, la présence d'un raphé (jonction de deux valves) engendre une ouverture réduite des valves en systole.

## 5.3

# Développement d'un outil logiciel d'aide au diagnostic

Afin d'aider les médecins dans le suivi des pathologies morphologiques de la racine aortique et des sinus de Valsalva, nous avons développé une solution logicielle qui intègre les algorithmes issus de nos recherches et que nous mettons à leur disposition. Tout cela doit évidemment s'effectuer à travers une interface homme-machine épurée et pratique, visant à rendre l'étude à la fois plus rapide et plus objective.

### 5.3.1 Version basique

Une première version du logiciel a été développée. Celle-ci comprend l'interface pour une localisation manuelle des sinus, l'implémentation des algorithmes d'extraction de contour BGR et de détection des points caractéristiques par étude des rayons.

Le logiciel propose une première option pour charger un examen IRM mono-coupe au format DICOM ou JPEG (Figure 5.3.1), puis invite l'utilisateur à cliquer à l'intérieur des sinus pour définir la région d'intérêt (zoom). Le positionnement et la taille de cette région peuvent ensuite être ajustées tout en faisant défiler les images de la séquence afin de s'assurer qu'elle inclut bien l'intégralité des sinus à chaque instant.

Puis l'utilisateur peut ajuster dans une nouvelle fenêtre les paramètres des algorithmes ou directement lancer le calcul en utilisant les valeurs par défaut par un simple appui sur un bouton. Une fois les résultats obtenus, ceux-ci peuvent être visuellement vérifiés via une interface dédiée à cette tâche et au tracé manuel (Figure 5.3.2). Les tracés manuels peuvent également être importés ou sauvegardés dans un fichier spécifique pour faciliter le partage ou la continuité d'une étude interrompue.

Les principaux résultats numériques peuvent quant à eux être affichés dans une troisième fenêtre (Figure 5.3.3) disponible aussi dès la fin du calcul. Les différentes mesures associées aux points caractéristiques sont affichées séparément suivant le type sélectionné par l'utilisateur. L'interface renseigne sur les valeurs de diastole, de systole et moyennes de ces mesures. Les valeurs manuelles, si elle sont définies, y sont également affichées.

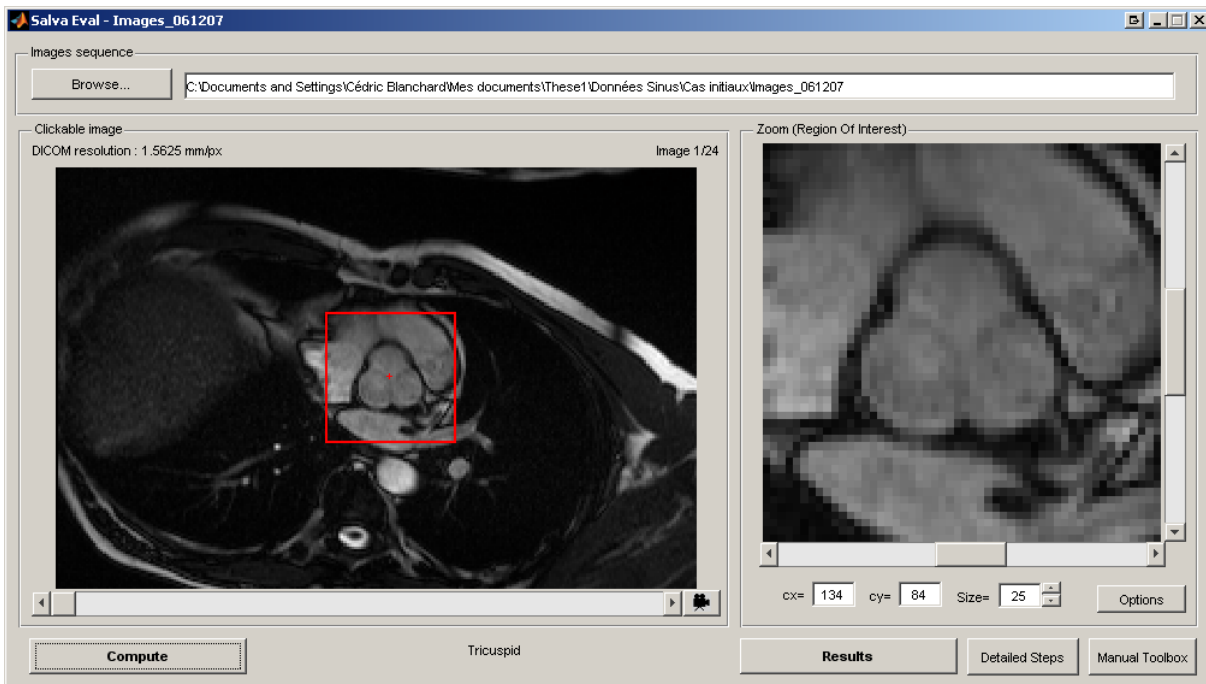


FIG. 5.3.1 – Fenêtre principale de la version basique du logiciel. Le chargement d'examen (tableau de bord supérieur), la définition de la région d'intérêt (carré rouge et image de zoom) et le lancement de l'analyse automatique (bouton en bas à gauche) s'effectuent depuis cette interface.

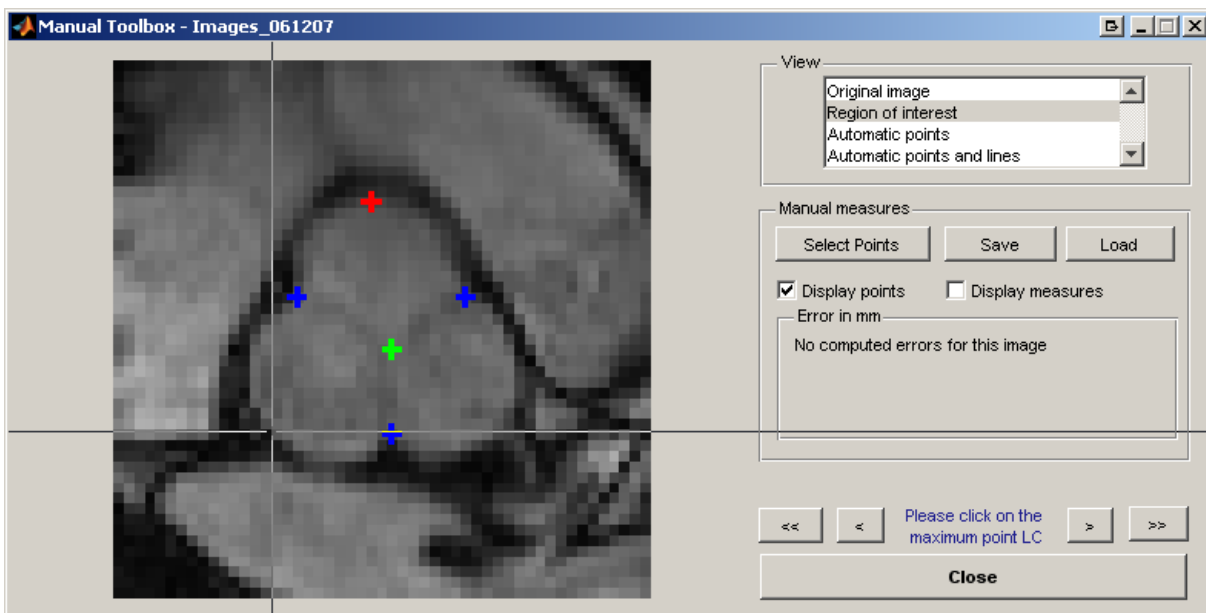


FIG. 5.3.2 – Interface pour le tracé manuel et la vérification des résultats. L'utilisateur a défini le centre et les points de commissures pour l'image sélectionnée. Il est en train de placer le second point de cusps. Une fois le tracé terminé, les différences entre les mesures manuelles et automatiques pourront être visualisées sur l'image et dans un tableau à droite de celle-ci.

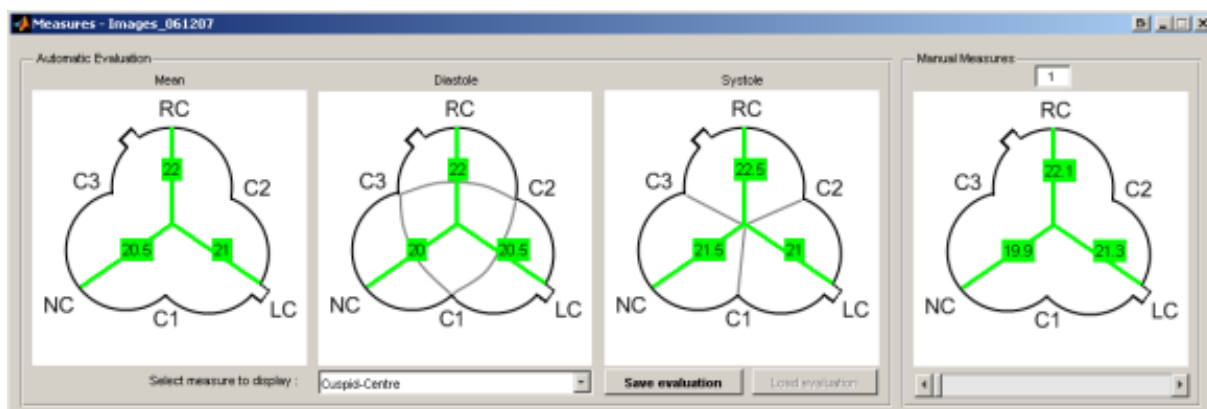


FIG. 5.3.3 – Fenêtre des résultats numériques permettant l’affichage séparé des mesures par type. L’affichage actif est celui des mesures entre le centre et les points de cuspside. Les résultats automatiques sont comparés à un tracé manuel effectué sur la première image de la séquence (à droite).

### 5.3.2 Version évoluée

En fin de doctorat, une seconde version du logiciel a été réalisée. Celle-ci est plus évoluée, d’où une interface plus complexe (Figure 5.3.4) mais qui propose davantage d’outils.

Ce programme ouvre indifféremment les examens scanner, ciné-IRM mono et multi-coupes, enregistrés aux formats JPEG ou DICOM. Un fenêtrage médiastinale est appliqué sur les images scanner. Les principales informations textuelles contenues dans les images DICOM sont affichées dans le volet intitulé "information" qui permet également de naviguer temporellement et spatialement dans l’examen ou de restreindre l’étude à certaines coupes.

Le panneau de contrôle à gauche de la fenêtre contient les boutons associés aux actions disponibles à chaque instant. Ainsi, une fois qu’un examen est chargé, il est possible de localiser manuellement les sinus ou bien de lancer la localisation automatique. Après quoi, les contours sont extraits par la méthode AEE (la seule applicable à tous les types d’examens).

L’utilisateur peut alors choisir de détecter les points caractéristiques et d’effectuer des mesures manuelles ou automatiques. En cas de tricuspédie, il peut également demander la classification des images d’examens cinétiques suivant leur tendance diastolique ou systolique et le suivi du mouvement des valves.

Deux options supplémentaires permettent d’afficher les traitements en cours, pour mieux comprendre l’analyse (mais cela ralentit naturellement le processus), ou d’émettre un bip sonore à la fin de chaque traitement, afin que l’utilisateur puisse vaquer à d’autres occupations pendant l’exécution des calculs.

Ce programme complet est amené à être mis à jour en fonction des recherches futures. Certaines fonctionnalités devront être améliorées (suivi du mouvement de valves bicuspides par exemple) et d’autres pourront être ajoutées au panneau de contrôle (comme la modélisation 3D pour les examens multi-coupes).



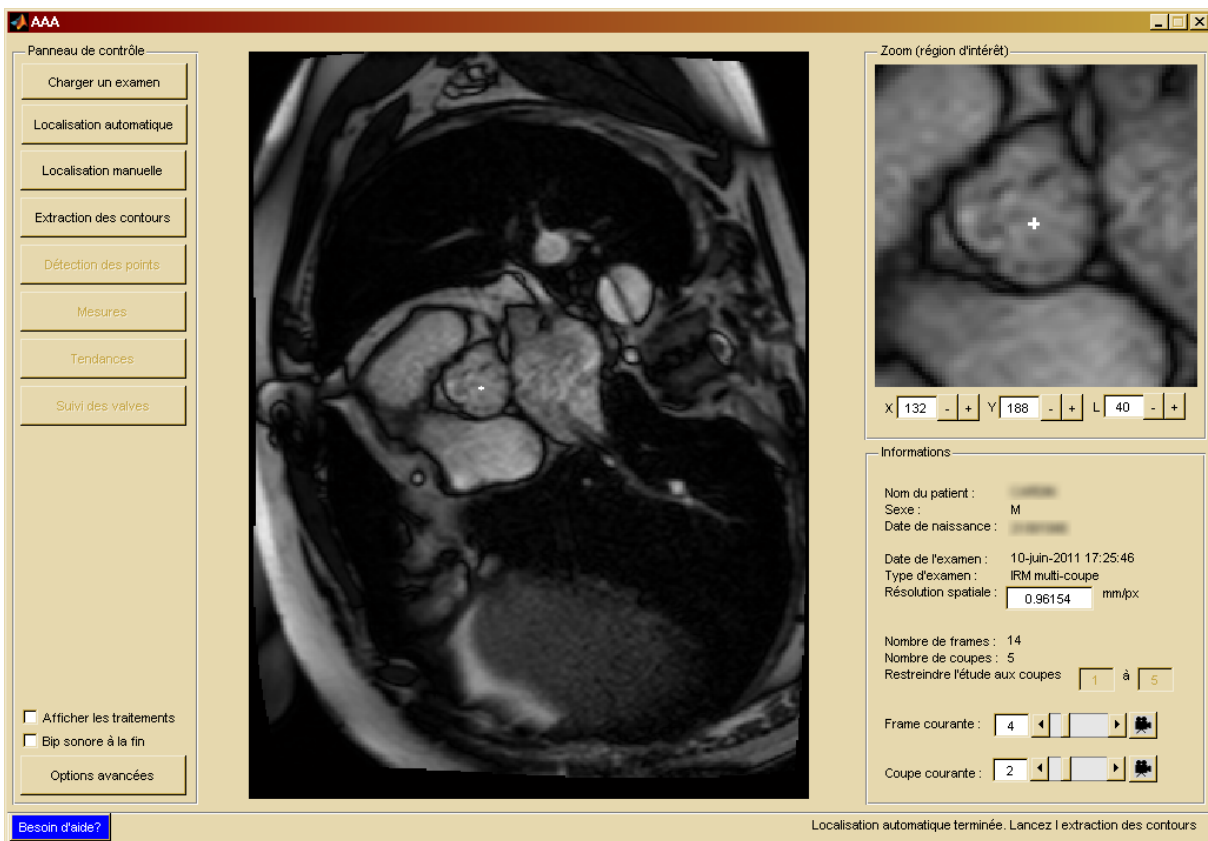


FIG. 5.3.4 – Fenêtre principale de la version évoluée du logiciel. Une séquence IRM contenant 5 coupes a été chargée puis la localisation automatique exécutée (mire blanche à l'intérieur des sinus de Valsalva).

# Chapitre VI

## Conclusions et perspectives



## 6.1

# Conclusions et perspectives

### 6.1.1 Conclusions

Dans ce mémoire, nous proposons et mettons en place plusieurs algorithmes permettant l'étude assistée par ordinateur des sinus de Valsalva, à partir d'examens d'imagerie tomographique (scanner et ciné-IRM). Ces algorithmes reposent sur plusieurs outils de traitement d'images et principalement de morphologie mathématique.

Dans une première partie, nous traitons de la localisation de ces sinus à l'intérieur d'images qui couvrent une coupe du corps humain entier. Une localisation manuelle est envisageable car elle est rapide et certaine, mais celle-ci induit inexorablement des variations dans les résultats et donc des problèmes récurrents en terme de répétabilité et reproductivité. Il est donc indispensable d'automatiser cette sélection. Certaines méthodes récentes de la littérature ont pour vocation la localisation dans l'espace des vaisseaux sanguins, mais à notre connaissance aucune d'elles ne s'applique avec succès à la fois aux examens de scanner et aux séquences ciné-IRM. Nous proposons donc notre propre méthode, une chaîne de traitements morphologiques, qui détecte le centre des principales régions claires et peu mobiles au cours du temps ou d'une coupe à une autre. Lorsque plusieurs centres sont trouvés, l'utilisateur sélectionne juste l'unique point positionné à l'intérieur des sinus de Valsalva, ce qui n'entraîne aucune variation.

Afin de fournir aux chirurgiens une méthode de contournage complètement automatique, nous avons ensuite exploré différentes approches de segmentation. Bien que souvent employés pour l'extraction de contours dans les images médicales, les méthodes par contours actifs ne se sont pas avérées assez convaincantes. Nous avons également développé deux méthodes d'extraction basées sur la reconstruction géodésique. A cet effet, un nouvel outil de morphologie a été présenté. Intitulé transformée en aurore, celui-ci permet de limiter la propagation des intensités lors de la reconstruction, tout en facilitant la détection de contours fermés dans un espace polaire.

Les mesures actuellement réalisées sur la racine aortique et les sinus de Valsalva ne sont ni automatisées, ni standardisées. Nous avons présentés dans une troisième partie deux approches pour la détection des points dominants sur lesquels sont basées les mesures. La première repose sur une localisation fiable du centre puis une étude des distances entre ce centre et les pixels du contour pour déterminer les extréma locaux parmi l'ensemble

des rayons. Une seconde approche est à l'inverse d'étudier le contour seul et d'en extraire les points dominants concaves (commissures) et convexes (cuspidés). Toutefois, compte tenu de la résolution et de certaines morphologies aux cavités peu prononcées, la première méthode assure une détection plus fiable en terme de faux négatifs. Celle-ci a été validée cliniquement sur l'ensemble de la base d'examens mais aussi plus spécifiquement sur un nombre plus restreint de cas pour le suivi de dilatations. A cette occasions, nous avons vu que la proximité entre les mesures découlant de cette détection et celles réalisées manuellement par un expert était très satisfaisante.

Nous évoquons, dans une dernière partie, l'interface du logiciel qui intègre nos méthodes et sera proposé aux chirurgiens. Des analyses approfondies par traitement d'image sont également proposées, telles que le suivi des valves dans les examens cinétiques ou la modélisation de la paroi aortique par des coniques planes.

## 6.1.2 Perspectives

### Localisation

La localisation automatique des sections de l'aorte donne de très bons résultats et s'avère robuste sur la base d'examens utilisée. Cependant, la construction des trajectoires reste encore assez naïve car elle repose uniquement sur la proximité des points et l'étude de barycentres et d'écart-type de distances.

Une solution plus optimale pourrait être recherchée lors de cette construction, par exemple par parcours des solutions sous la forme d'un arbre et optimisation de certains critères. Cette approche pourrait par exemple permettre d'identifier l'ouverture de valves trop prononcées. Dans le cas tricuspide, cette ouverture se manifeste au niveau de la transformée de distance, soit par l'apparition d'un nouveau maximum local entouré par trois maxima existants, soit par une scission temporaire d'un maxima local en trois maxima locaux d'intensité moindre, s'éloignant raisonnablement avant de fusionner à nouveau en un seul et unique point (Figure 6.1.1).

Dans ce cas, la grande visibilité des valves, jusqu'alors problématique pour le succès et la qualité de la localisation, devient un atout, une information supplémentaire, permettant d'identifier de façon unique et univoque la racine aortique au milieu des autres organes clairs et autres sections de vaisseaux sanguins.

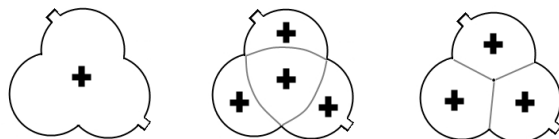


FIG. 6.1.1 – Modélisation de l'apparition de maxima locaux dans la transformée de distance. a) Les valves sont peu visibles, l'unique maxima correspond bien au centre des sinus. b) Les valves sont ouvertes et fort visibles, il y a quatre maxima locaux, un pour chaque sinus et un autre dans la zone centrale de passage du sang. c) Les valves sont fermées mais très visibles, il y a un maximum local par sinus.

## Extraction des contours

Tout comme la construction des trajectoires pour la localisation, la recherche du contour des sinus grâce au gradient vertical de la transformée en aurore est somme toute assez sommaire. Initialiser le tracé sur les maxima locaux de cette image et se déplacer par recherche des plus grandes intensités dans le voisinage est une méthode simple bien qu'au final assez efficace.

Il pourrait être envisagé d'employer une méthode plus évoluée, comme par exemple un contour actif adapté à l'espace de recherche (contour cyclique et dont la pente reste faible en tout point). De même, la fusion des résultats cinétiques ou de plusieurs plans de coupe pourrait être repensée.

## Extraction des points caractéristiques

Finalement, l'extraction des points caractéristiques aux sinus s'effectue par la méthode proposée la plus simple. Cependant, l'utilisation de l'analyse multi-échelle du détecteur de points dominants combinée à un moteur d'inférence tenant compte du résultat des deux méthodes permettrait d'augmenter la robustesse et la fiabilité du processus.

Comme pour les étapes précédentes, une correction des résultats en fonction des cohérences temporelles et spatiales peut également être envisagée.

Ces améliorations sont plus que nécessaires pour les études de prothèses de la racine aortique car les distances par rapport au centre sont fiables mais les mesures entre points caractéristiques du contour manquent de précision et de validation.

## Extension à d'autres études anatomiques

Les algorithmes de localisation automatique et d'extraction des contours par utilisation de la transformée en aurore ont également été testés sur d'autres images et notamment appliqués avec succès à des sections de l'aorte abdominale. De manière générale, ils semblent pouvoir être utilisés pour la localisation et le contourage des vaisseaux sanguins principaux sur des séquences IRM en coupe transversale (Figure 6.1.2 et 6.1.3).

Une validation sur un plus grand nombre d'images de scanner est également souhaitable.

## Suivi des valves

La faisabilité du suivi des valves a été montrée pour la tricuspide. Une amélioration naturelle serait de définir comment le contour des valves peut également être détecté pour des sinus bicuspidés ou des prothèses cylindriques. Par rétro-action, ce suivi permettrait également de confirmer ou corriger la position des points caractéristiques.

## Modélisation et mesures

Dans le plan, le contour des sinus de Valsalva peut être modélisé par d'autres courbes que les coniques (par splines par exemple). Cependant, pour la fiabilité des mesures et la

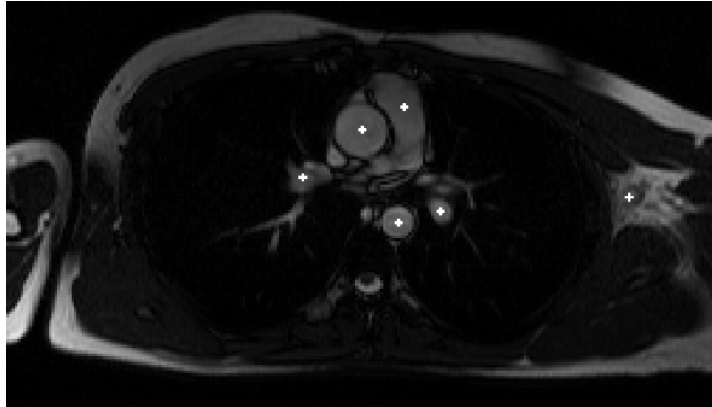


FIG. 6.1.2 – Localisation des vaisseaux sanguins principaux sur une séquence IRM en coupe transversale.

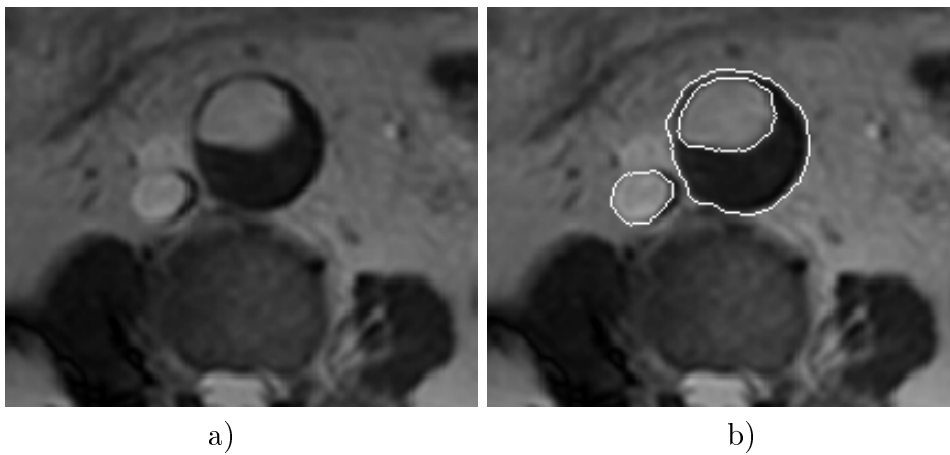


FIG. 6.1.3 – Exemple d'extraction des contours par application de la méthode AEE sur 3 régions d'intérêt. a) Image initiale. b) Contours extraits. La lumière de la veine cave et de l'aorte descendante sont correctement délimitées. L'aorte possède également un thrombus dont les limites extérieures sont extraites après inversion des intensités de l'image.

réalisation de prothèses adaptées à la morphologie du patient, le principal approfondissement à réaliser est d'étudier le contour et de le modéliser dans l'espace tridimensionnel, afin de s'affranchir des mouvements de plan, de la pertinence du choix du ou des plans et d'approcher la réalité volumique de la région étudiée. A cette occasion, les segmentations de chaque coupe doivent être compilées.

# Bibliographie

- [1] Les principales causes de décès dans le monde. organisation mondiale de la santé. <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs310/fr/index.html>, 2011.
- [2] Maladies cardio-vasculaires. organisation mondiale de la santé. <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/fr/index.html>, 2011.
- [3] S.T. Acton and N. Ray. Biomedical image analysis : Segmentation. *Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing*, 4(1) :1–108, 2009.
- [4] I.M. Adame, R.J. van der Geest, D.A. Bluemke, J.A.C. Lima, J.H.C. Reiber, and B.P.F. Lelieveldt. Automatic vessel wall contour detection and quantification of wall thickness in in-vivo mr images of the human aorta. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 24(3) :595–602, 2006.
- [5] G. Andelfinger. La valve aortique n’a pas révélé tous ses secrets. *MS. Médecine sciences*, 23(1) :93–94, 2007.
- [6] National Electrical Manufacturers Association et al. Dicom part 3 - information object definitions. *Roslyn, Virginia, USA*, 2003.
- [7] S. Binczak, T. Sliwa, S. Jacquir, and JM Bilbault. Reaction-diffusion network for geometric multiscale high speed image processing. *Image and Vision Computing*, 28(6) :914–926, 2010.
- [8] C. Blanchard, A. Lalande, T. Sliwa, O. Bouchot, and Y. Voisin. Automatic evaluation of the valsalva sinuses from cine-mri. *Magnetic Resonance Materials in Physics, Biology and Medicine*, 24(6) :359–370, 2011.
- [9] C. Blanchard, T. Sliwa, A. Lalande, E. Steinmetz, P. Mohan, O. Bouchot, and Y. Voisin. Automatic evaluation of the sinus of valsalva from cine-mri in patients with dilated aortic root. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 13(Suppl 1) :P356, 2011.
- [10] P. Bolon, JM Chassery, JP Cocquerez, D. Demigny, C. Graffigne, A. Montanvert, S. Philipp, R. Zéboudj, and J. Zerubia. Analyse d’images : filtrage et segmentation. *Editions MASSON*, 1995.
- [11] B. Boon. Leonardo da vinci on atherosclerosis and the function of the sinuses of valsalva. *Netherlands Heart Journal*, 17(12) :496–499, 2009.
- [12] J.E. Bresenham. Algorithm for computer control of a digital plotter. *IBM Systems journal*, 4(1) :25–30, 1965.
- [13] E.D. Burman, J. Keegan, and P.J. Kilner. Aortic root measurement by cardiovascular magnetic resonance. *Circulation : Cardiovascular Imaging*, 1(2) :104–113, 2008.



- [14] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6) :679–698, November 1986.
- [15] T.F. Chan and J. Shen. *Image processing and analysis : variational, PDE, wavelet, and stochastic methods*. Society for Industrial Mathematics, 2005.
- [16] W.H. Chen, CH Smith, and S. Fralick. A fast computational algorithm for the discrete cosine transform. *Communications, IEEE Transactions on*, 25(9) :1004–1009, 1977.
- [17] M. Clayton. *Leonardo da vinci : The anatomy of man : Drawings from the collection of her majesty queen elizabeth ii boston*, 1992.
- [18] L.D. Cohen and I. Cohen. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11) :1131–1147, 2002.
- [19] L.R. Dice. Measures of the amount of ecologic association between species. *Ecology*, 26(3) :297–302, 1945.
- [20] H. Dorksen-Reiter and I. Debled-Rennesson. Convex and concave parts of digital curves. *Geometric Properties for Incomplete Data*, pages 145–159, 2006.
- [21] J.B.J. Fourier. *Théorie analytique de la chaleur*. Gauthier-Villars et fils, 1888.
- [22] B.J. Frost and J.J. Kaminer. The orientation anisotropy and orientation constancy : a visual evoked potential study. *Perception*, 4(1) :51–58, 1975.
- [23] B. Furht. A survey of multimedia compression techniques and standards. part i : Jpeg standard. *Real-Time Imaging*, 1(1) :49–67, 1995.
- [24] P. Grangeat. *La tomographie médicale : imagerie morphologique et imagerie fonctionnelle*. Hermès Science Publications, 2002.
- [25] H. Gudbjartsson and S. Patz. The rician distribution of noisy mri data. *Magnetic Resonance in Medicine*, 34(6) :910–914, 1995.
- [26] A. Haas, G. Matheron, and J. Serra. Morphologie mathématique et granulométries en place. In *Annales des mines*, volume 11, pages 736–753, 1967.
- [27] L. Hamers, Y. Hemeryck, G. Herweyers, M. Janssen, H. Keters, R. Rousseau, and A. Vanhoutte. Similarity measures in scientometric research : the jaccard index versus salton’s cosine formula. *Information Processing & Management*, 25(3) :315–318, 1989.
- [28] K. Hanson. Noise and contrast discrimination in computed tomography. *Radiology of the Skull and Brain : Technical Aspects of Computed Tomography*, 5 :3941–3955, 1981.
- [29] R.M. Haralick, S.R. Sternberg, and X. Zhuang. Image analysis using mathematical morphology. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(4) :532–550, 1987.
- [30] C. Harris and M.J. Stephens. A combined corner and edge detector. In *Alvey vision conference*, pages 147–152, 1988.
- [31] U. Hasson, T. Hendler, D.B. Bashat, and R. Malach. Vase or face? a neural correlate of shape-selective grouping processes in the human brain. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 13(6) :744–753, 2001.

- [32] X.C. He and N.H.C. Yung. Corner detector based on global and local curvature properties. *Optical Engineering*, 47 :057008, 2008.
- [33] GC Higgins and K. Stultz. Visual acuity as measured with various orientations of a parallel-line test object. *Journal of the Optical Society of America*, 38(9) :756–758, 1948.
- [34] P.V.C. Hough. Method and means for recognizing complex patterns, 1962. US Patent 3,069,654.
- [35] O. Hunziker, U. Schulz, C. Walliser, and J. Serra. Morphometric analysis of neurons in different depths of the cat’s brain cortex after hypoxia. *Natl. Bureau of Standards (NBS) Spec. Publ*, 431 :203–206, 1976.
- [36] B. Kastler and D. Vetter. *Comprendre l’IRM : manuel d’auto-apprentissage*. Elsevier Masson, 2006.
- [37] U. Kurkure, O.C. Avila-Montes, and I.A. Kakadiaris. Automated segmentation of thoracic aorta in non-contrast ct images. In *Biomedical Imaging : From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on*, pages 29–32. IEEE, 2008.
- [38] U. Kurkure, O.C. Avila-Montes, and I.A. Kakadiaris. Automated segmentation of thoracic aorta in non-contrast ct images. In *Biomedical Imaging : From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on*, pages 29–32. IEEE, 2008.
- [39] E. Lansac, HS Lim, Y. Shomura, KH Lim, NT Rice, W. Goetz, C. Acar, and CMG Duran. A four-dimensional study of the aortic root dynamics. *European journal of cardio-thoracic surgery*, 22(4) :497–503, 2002.
- [40] L.J. Latecki and R. Lakamper. Convexity rule for shape decomposition based on discrete contour evolution. *Computer Vision and Image Understanding*, 73(3) :441–454, 1999.
- [41] R. Latto and K. Russell-Duff. An oblique effect in the selection of line orientation by twentieth century painters. *Empirical Studies of the Arts*, 20(1) :49–60, 2002.
- [42] M. Laude. Anatomie de la racine aortique. [http://www.canal-u.tv/video/canal\\_u\\_medecine/anatomie\\_de\\_la\\_racine\\_aortique.2369](http://www.canal-u.tv/video/canal_u_medecine/anatomie_de_la_racine_aortique.2369), 2005.
- [43] S. Le Moan, A. Mansouri, T. Sliwa, M.P. Patricio, Y. Voisin, and J.Y. Hardeberg. Convex objects recognition and classification using spectral and morphological descriptors. *European Conference on Color in Graphics, Imaging and Vision*, 2010.
- [44] B. Li and S.T. Acton. Active contour external force using vector field convolution for image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(8) :2096–2106, 2007.
- [45] B. Li and S.T. Acton. Automatic active model initialization via Poisson inverse gradient. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(8) :1406–1420, 2008.
- [46] C. Li, C.Y. Kao, J.C. Gore, and Z. Ding. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(10) :1940–1949, 2008.

- [47] F. Mairesse, T. Sliwa, S. Binczak, and Y. Voisin. Subpixel determination of imperfect circles characteristics. *Pattern Recognition*, 41(1) :250–271, 2008.
- [48] R. Manniesing, M.A. Viergever, and W.J. Niessen. Vessel axis tracking using topology constrained surface evolution. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 26(3) :309–316, 2007.
- [49] P. Maragos and R. Schafer. Morphological filters—part i : Their set-theoretic analysis and relations to linear shift-invariant filters. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, 35(8) :1153–1169, 1987.
- [50] M. Marji. *On the detection of dominant points on digital planar curves*. PhD thesis, Wayne State University, Detroit, Michigan, 2003, 2003.
- [51] M. Marji and P. Siy. A new algorithm for dominant points detection and polygonization of digital curves. *Pattern recognition*, 36(10) :2239–2251, 2003.
- [52] J. Martin Bland and D.G. Altman. Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *The lancet*, 327(8476) :307–310, 1986.
- [53] C.R. Maurer Jr, R. Qi, and V. Raghavan. A linear time algorithm for computing exact euclidean distance transforms of binary images in arbitrary dimensions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 265–270, 2003.
- [54] K. Mikolajczyk and C. Schmid. Scale & affine invariant interest point detectors. *International journal of computer vision*, 60(1) :63–86, 2004.
- [55] H. Moravec. Towards automatic visual obstacle avoidance. In *International Joint Conferences on Artificial Intelligence*, page 584, 1977.
- [56] GB Morgagni. *De vita et scriptis antonii mariae valsalvae commentariolum*, 1740.
- [57] T. Nguyen and I. Debled-Rennesson. Decomposition of a curve into arcs and line segments based on dominant point detection. *Image Analysis*, pages 794–805, 2011.
- [58] J.C. Ogilvie and M.M. Taylor. Effect of length on the visibility of a fine line. *Journal of the Optical Society of America*, 49 :898–900, 1959.
- [59] H.J. Patel and G.M. Deeb. Ascending and arch aorta : pathology, natural history, and treatment. *Circulation*, 118(2) :188, 2008.
- [60] W.B. Pennebaker and J.L. Mitchell. *JPEG still image data compression standard*. Springer, 1993.
- [61] MD Peterson, RM Roach, and JE Edwards. Types of aortic stenosis in surgically removed valves. *Archives of pathology & laboratory medicine*, 109(9) :829, 1985.
- [62] J. Radon. On the determination of functions from their integral values along certain manifolds. *IEEE transactions on medical imaging*, 5(4) :170–176, 1986.
- [63] J.F. Rivest, P. Soille, and S. Beucher. Morphological gradients. *Journal of Electronic Imaging*, 2(04) :326–336, 1993.
- [64] F. Robicsek. Leonardo da vinci and the sinuses of valsalva. *The Annals of thoracic surgery*, 52(2) :328–335, 1991.
- [65] D. Rueckert, P. Burger, SM Forbat, RD Mohiaddin, and G.Z. Yang. Automatic tracking of the aorta in cardiovascular mr images using deformable models. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 16(5) :581–590, 1997.

- [66] P. Salembier and J. Serra. Flat zones filtering, connected operators, and filters by reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(8) :1153–1160, 1995.
- [67] J. Serra. *Image analysis and mathematical morphology*. Academic Press, Inc. Orlando, FL, USA, 1983.
- [68] P. Soille. *Morphological image analysis : principles and applications*. Springer-Verlag New York, Inc. Secaucus, NJ, USA, 2003.
- [69] D. Tschumperlé. Curvature-preserving regularization of multi-valued images using pde's. *Computer Vision–ECCV 2006*, pages 295–307, 2006.
- [70] MJ Underwood, G. El Khoury, D. Deronck, D. Glineur, and R. Dion. The aortic root : structure, function, and surgical reconstruction. *Heart*, 83(4) :376, 2000.
- [71] L. Vincent. Morphological grayscale reconstruction in image analysis : Applications and effective algorithms,". *IEEE Transactions on Image Processing*, 2(2) :176–201, 1993.
- [72] C. Wehrhahn and G. Westheimer. How vernier acuity depends on contrast. *Experimental Brain Research*, 80(3) :618–620, 1990.
- [73] X. Wu. Efficient statistical computations for optimal color quantization. *Graphics Gems II*, pages 126–133, 1991.
- [74] Y. Xie and Q. Ji. A new efficient ellipse detection method. In *Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on*, volume 2, pages 957–960. IEEE, 2002.
- [75] C. Xu and JL Prince. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3) :359–369, 1998.
- [76] HK Yuen, J. Princen, J. Illingworth, and J. Kittler. Comparative study of hough transform methods for circle finding. *Image and Vision Computing*, 8(1) :71–77, 1990.



# Annexe A

## Nouveaux outils de morphologie mathématique

En supplément aux définitions de reconstruction géodésique polaire et de transformée en aurore, deux autres nouveaux outils de morphologie mathématique ont été imaginés. N'ayant pas été utilisés pour notre recherche sur l'étude des sinus de Valsalva, ces principes sont fournis en annexe ci-dessous dans le but d'être approfondis pour une éventuelle utilisation future.

### A.1 Érosion binaire dichotomique

Soit  $A$  et  $B$  deux formes binaires tel que  $B \subset A$ . L'érosion dichotomique d'ordre 1 de  $A$  selon  $B$  est définie comme la forme pleine  $C$  qui vérifie que tout point de la frontière de  $C$  est équidistant des frontières de  $A$  et de  $B$  (Figure A.1). Nous définissons également l'érosion dichotomique supérieure d'ordre 2 en  $A$  et  $B$  comme l'érosion dichotomique d'ordre 1 entre  $A$  et  $C$  et l'érosion dichotomique inférieure d'ordre 2 en  $A$  et  $B$  comme l'érosion dichotomique d'ordre 1 entre  $C$  et  $B$ .

L'érosion binaire dichotomique permet une érosion relative à chaque forme en s'affranchissant théoriquement de tout élément structurant. L'érosion dichotomique peut s'appliquer à une unique forme  $A$  en choisissant  $B$  égal au squelette de  $A$  (Figure A.2).

### A.2 Érosion de demi-vie

#### Treillis binaires

Soit  $A$  une forme connexe binaire et  $e$  un élément structurant quelconque dans un espace de dimension  $n$ . En physique, le temps de demi-vie est la durée nécessaire à une substance pour perdre la moitié de son activité (par exemple radioactive). Inspiré de ce principe, l'érosion de demi-vie de  $A$  par  $e$  est définie comme la borne inférieure des érosions successives de  $A$  par  $e$  dont le cardinal est supérieur à  $|A|/2^n$ . Les dimensions de chaque forme sont ainsi divisées par deux, quel que soit la dimension de l'espace.

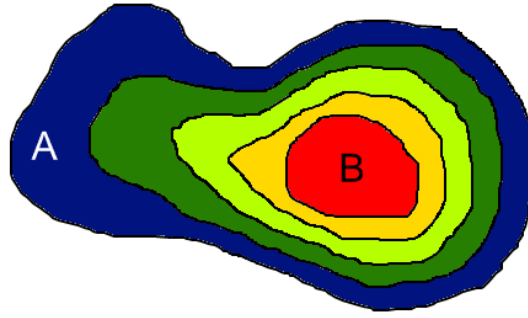


FIG. A.1 – Représentation de l'érosion binaire dichotomique d'ordre 1 et 2 d'une forme A selon une seconde forme B. L'érosion dichotomique de A (ensemble des couleurs) selon B (forme rouge) donne la forme pleine en vert clair, jaune et rouge. L'érosion dichotomique supérieure d'ordre 2 englobe toutes les couleurs excepté le bleu tandis que l'érosion dichotomique inférieure d'ordre 2 est colorée en jaune et rouge.

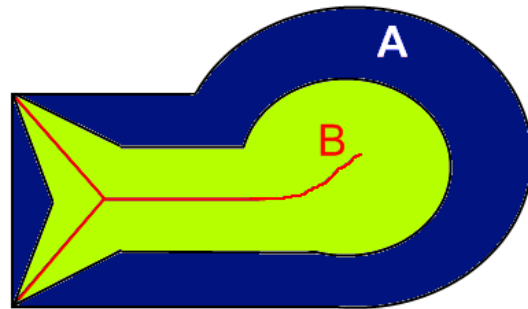


FIG. A.2 – Représentation de l'érosion binaire dichotomique d'ordre 1 (en vert et rouge) d'une forme A (toutes les couleurs) selon son squelette (en rouge).

Cet outil permet également une érosion relative à la taille de chaque forme connexe. Il permet d'augmenter la séparation géographique entre les ensembles mais ne préserve pas la topologie.

De la même façon, nous pouvons définir la dilatation de demi-vie comme la borne supérieure des dilatations répétées de A par e dont le cardinal est inférieur à  $|A| \times 2^n$ . En découle également la définition des ouvertures et fermetures de demi-vie.

### Treillis en niveaux de gris

L'extension des définitions précédentes aux treillis en niveaux de gris s'effectue en remplaçant la cardinalité par la somme des intensités dans chaque régions, le problème majeur étant alors de définir les limites de chaque région, par exemple par une segmentation. L'érosion de demi-vie permet alors l'assombrissement de chaque région en fonction des intensités présentes initialement.

# Annexe B

## Liste des publications

### B.1 Revue internationale avec comité de lecture

- C. Blanchard, A. Lalande, T. Sliwa, O. Bouchot, and Y. Voisin. *Automatic evaluation of the valsalva sinuses from cine-MRI. Magnetic Resonance Materials in Physics, Biology and Medicine*, 24(6) :359-370, 2011.

### B.2 Communications internationales avec actes et comité de lecture

- C. Blanchard, T. Sliwa, A. Lalande, P. Mohan, O. Bouchot, and Y. Voisin. *Automatic evaluation of the valsalva sinuses from cine-MRI. SPIE : Medical Imaging, Lake Buena Vista (Orlando), Floride, USA*, 2011.
- C. Blanchard, T. Sliwa, A. Lalande, E. Steinmetz, P. Mohan, O. Bouchot, and Y. Voisin. *Automatic evaluation of the sinus of valsalva from cine-mri in patients with dilated aortic root. Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 13(Suppl 1) :P356, 2011.

### B.3 Communications nationales avec actes et comité de lecture

- C. Blanchard, A. Lalande, T. Sliwa, O. Bouchot, and Y. Voisin. *Extraction et analyse automatiques des sinus de Valsalva à partir de séquences IRM. ORASIS*, 2011.
- C. Blanchard, A. Lalande, T. Sliwa, O. Bouchot, and Y. Voisin. *Analyse automatique des sinus de Valsalva a partir de cine-IRM. Journées RITS de Recherche en Imagerie et Technologies de la Santé*, 2011.



## B.4 Exposés nationaux sans actes ou sans comité de lecture

- Ecole de printemps en traitement d'image (Martel), 2011.
- Journée scientifique IFR100 Santé-STIC (Dijon), 2011.
- Journée EPIC (Lille), 2010.