



UNIVERSITÉ DE STRASBOURG  
Telecom Physique Strasbourg

---

## ÉTUDE DU REMODELAGE AORTIQUE AU COURS DES DISSECTIONS DE TYPE B

---

MASTER SCIENCES, TECHNOLOGIES, SANTÉ  
MENTION: IMAGERIE, ROBOTIQUE ET INGÉNIERIE POUR LE VIVANT  
SPÉCIALITÉ: VISION, AUTOMATIQUE, NANOPHOTONIQUE

*Auteur :*  
Kilian HETT

*Encadrement :*  
Pr. Christophe COLLET

*Partenaire :*  
NHC: PUPH N. Chakfe, MD Y. Georg  
NHC/MITI: MD A. Schwein

Date de soutenance : 16 Septembre 2015



*"Mais si l'on avait quelque bon sens, on se rappellerait que la vue peut être troublée de deux manières et pour deux causes : quand on passe de la lumière à l'obscurité , ou bien le contraire, de l'obscurité à la lumière. Si l'on réfléchissait que cela se produit de même pour l'âme, toutes les fois que l'on verrait l'une d'elles dans le trouble, incapable de distinguer quelque objet, on ne se mettrait pas sottement à rire ; on se demanderait plutôt si, faute d'accoutumance, elle ne se trouve pas aveuglée en arrivant d'un séjour plus lumineux, ou au contraire, si en sortant d'une ignorance opaque vers la lumière de la connaissance, elle ne se trouve pas éblouie par des rayons trop éclatants pour elle.[...]"*

PLATON, La république

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>8</b>
<b>2</b>	<b>Problématique médicale</b>	<b>10</b>
2.1	Anatomie . . . . .	10
2.1.1	Structure . . . . .	10
2.1.2	Aorte thoracique . . . . .	10
2.1.3	Aorte abdominale . . . . .	11
2.2	Pathologie . . . . .	13
2.2.1	Classification . . . . .	14
2.2.2	Thérapie . . . . .	15
2.3	Dispositif d'imagerie et type de données . . . . .	16
<b>3</b>	<b>État de l'art et compréhension des données</b>	<b>18</b>
3.1	Modèles de la lumière des vaisseaux sanguins . . . . .	18
3.1.1	Modélisation de l'apparence . . . . .	18
3.1.2	Modélisation de la géométrie . . . . .	19
3.1.3	Modélisation hybride . . . . .	19
3.1.4	Modélisation à contrario . . . . .	20
3.1.5	Modélisation des anomalies . . . . .	20
3.2	Techniques d'extraction . . . . .	21
3.2.1	Pré-traitement . . . . .	21
3.2.2	Initialisation . . . . .	21
3.2.3	Extraction . . . . .	21
3.2.4	Post-traitement . . . . .	25
3.3	Catégorisation des données . . . . .	25
<b>4</b>	<b>Segmentation aortique</b>	<b>28</b>
4.1	Modèle et caractéristique . . . . .	28
4.2	Initialisation . . . . .	29
4.2.1	Extraction manuelle du squelette . . . . .	29
4.2.2	Interpolation B-spline . . . . .	29
4.3	Calcul du masque de segmentation . . . . .	30

4.3.1	Ajustement d'un modèle paramétrique . . . . .	30
4.3.2	Contrôle de la convergence de l'ajustement . . . . .	34
4.3.3	Évaluation . . . . .	36
4.4	Segmentation du vrai et faux chenal, localisation des déchirures . . . . .	37
4.4.1	Extraction des zones circulantes . . . . .	37
4.4.2	Extraction du vrai et faux chenal . . . . .	39
4.4.3	Localisation des déchirures . . . . .	41
4.4.4	Évaluation . . . . .	42
<b>5</b>	<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>44</b>
5.1	Conclusion . . . . .	44
5.2	Perspectives . . . . .	45

## Table des figures

1	Schéma de l'aorte thoracique et abdominale . . . . .	12
2	Coupe de l'aorte . . . . .	13
3	Classification de DeBakey et Stanford . . . . .	14
4	Coupes coronale, axiale et sagittale d'une dissection aortique . . . . .	16
5	Coupes axiales de deux dissections aortiques . . . . .	17
6	Arbre des différents types de dissection d'un point de vue traitement d'image . . . . .	26
7	Courbe représentant la fonction donnant un critère d'homogénéité . . .	31
8	Vu schématique de l'ajustement des ellipsoïdes . . . . .	33
9	Reconstruction 3D après l'étape d'extraction de l'aorte . . . . .	34
10	Courbes des mesures de surfaces pour chaque ajustement . . . . .	35
11	Coupe des trois données servant à l'évaluation . . . . .	36
12	Reconstruction 3D après la segmentation des parties circulantes . . . . .	38
13	Reconstruction 3D après la discrimination des deux chenaux . . . . .	40
14	Localisation de la porte d'entrée . . . . .	41
15	Différent étape de la segmentation . . . . .	45

# Glossaire

## Symboles

- $\pi$  : Proportion
- $\mu$  : Paramètre de moyenne
- $\sigma$  : Écart-type
- $\Theta$  : Vecteur des paramètres de la distribution
- $\beta$  : Paramètre de l'ellipsoïde
- $M$  : Coordonnées du centre de l'ellipsoïde
- $\Sigma$  : Échelle de l'ellipsoïde
- $\Phi$  : Quaternion de rotation  $\Phi = (w, i, j, k)$
- $u(\eta, \omega)$  : Équation de surface en coordonnée polaire d'une sphère unitaire
- $R_\Phi$  : Matrice de rotation
- $D$  : Matrice diagonale
- $\nabla$  : Opérateur gradient
- $\epsilon$  : Constante  $\ll 1$
- $\lambda_i$  :  $i^{\text{ème}}$  plus petite valeur propre
- $\circ$  : Opération d'ouverture
- $*$  : Opérateur de convolution
- $\delta_+^i$  : Fonction spline d'ordre  $i$

## Abréviations

- CMC : Chaîne de Markov cachée
- EM : Expectation-Maximisation (Espérance-Maximisation)
- HU : Unité Hounsfield
- MAP : Maximum à posteriori
- MPM : Maximum des modes à posteriori
- PC : Produit de contraste
- SNR : Rapport signal sur bruit
- TDM : Tomodensitométrie

## Remerciement

Je tiens à remercier en premier lieu mon encadrant le professeur Christophe Collet pour l'opportunité qu'il m'a offert en me permettant de réaliser ce stage et pour ses nombreux conseils, aides et heures qu'il m'a consacrées. Au professeur et praticien hospitalier Mr. Nabil Chakfe et au docteur Yannick Georg pour m'avoir accueilli et transmis une partie de leurs connaissances sur la pathologie étudiée durant ce stage. À Adeline Schwein pour le temps passé à me corriger, pour ses conseils avisés, les connaissances qu'elle m'a apportées et enfin pour les nombreux échanges par mail et Skype.

À Vincent Noblet pour sa patience et toutes ses réponses à mes très nombreuses questions. En général, à tous les membres de l'équipe MIV pour les nombreux échanges et en particulier au doctorant Jean Baptiste Courbot pour son aide concernant l'implémentation des modélisations par chaîne de Markov cachées.

À Marie-Sophie Wilhem pour son courage et sa patience, ces jours passés à segmenter à la main, coupe après coupe les données que je lui ai transmises. Travail qui a permis de me fournir les vérité-terrains qui ont servi à l'évaluation des différentes parties de la méthode développée durant ce stage.

Et pour finir je remercie Odyssee Merveille, doctorante venu passer un mois dans l'équipe, pour ses conseils sur les outils de morphologie mathématique.





## 1 Introduction

Ce mémoire traite des travaux réalisés dans le cadre du stage de fin d'étude du Master Imagerie Robotique et Ingénierie du Vivant effectué au seins de l'équipe Modèle Image et Vision du laboratoire ICube. Le sujet de ce stage porte sur l'étude du remodelage aortique au cours des dissections de type B.

Ces travaux s'inscrivent dans le contexte du traitement d'image médicale. L'objectif étant d'extraire les paramètres médicaux concernant la pathologie appelée dissection aortique de type B. La dissection aortique née d'une déchirure des couches internes de l'aorte provoquent un clivage des parois de l'aorte créant une circulation du sang dans deux chenaux distincts. Cette pathologie est le plus souvent traitée par la pose d'un élément appelé endoprothèse. La pose d'une endoprothèse a pour but de fermer les déchirures contraignant le sang à ne plus passer dans les parties déchirées des couches de l'aorte.

L'évolution du remodelage aortique, suite à une dissection, est encore mal connue à ce jour. Celle-ci pouvant varier entre une thrombose complète du faux chenal, considérée comme une guérison de la dissection à une thrombose partielle avec la persistance d'un faux chenal circulant. Afin de pouvoir suivre et étudier l'évolution de cette pathologie, les médecins ont besoin d'outils leur permettant d'extraire des paramètres décrivant la morphologie de l'aorte. L'extraction de ces paramètres morphologiques nécessite préalablement une segmentation fine de cette artère. Les informations extraites ont donc une utilité pré-opératoire afin de maximiser l'impact de la pose de l'endoprothèse, et post-opératoire afin de suivre l'évolution du remodelage.

Bien que les données soient acquises avec l'injection d'un produit de contraste dans le but d'augmenter significativement la différence des niveaux d'intensité dans la lumière des vaisseaux sanguins la déchirure et la vitesse de propagation du produit dans le sang et dans chacune des parties de l'aorte, qui peuvent être souvent très différentes rendent l'étape de segmentation délicate. De plus, la variabilité des données est très grande, cette variabilité est très souvent induite par l'état des dissections qui peuvent être regroupées en trois catégories comme l'explique la dernière partie du chapitre 3. À ce jour aucune méthode présente dans la littérature ne se propose de résoudre les problèmes levés par la dissection aortique.

Les deux premières parties du chapitre 2 qui porte sur la problématique médicale, seront dédiées aux aspects anatomiques et pathologiques des dissections aortiques. La troisième partie quand à elle fera une brève description du type de données et des techniques d'acquisition sur lesquelles les méthodes développées devront fonctionner, ce chapitre à pour but de poser les bases décrivant les propriétés des différentes structures présentes dans les données à traiter. Le chapitre 3 fait un état de l'art global concernant les techniques de segmentation des vaisseaux sanguins disponibles dans la littérature, aucune méthode ne proposant de traiter ce type de données, ce chapitre fera un tour d'horizon des différents modèles, caractéristiques et techniques d'extraction des vaisseaux sanguins. En deuxième partie du chapitre 3 se trouvera une description des don-

nées à traiter au sens du traitement d'image. La méthode développée durant ce stage sera quand à elle décrite et évaluée au cours du chapitre 4. Et enfin, pour finir ce mémoire, le dernier chapitre se composera de la conclusion des travaux réalisés ainsi que des perspectives de poursuite pouvant être envisagées.

## 2 Problématique médicale

### 2.1 Anatomie

L'aorte est la plus grosse artère du corps, celle-ci distribue le sang oxygéné à l'ensemble de l'organisme à l'exception de la circulation fonctionnelle des poumons qui est effectuée par l'artère pulmonaire. Elle naît au niveau du cœur. Plus précisément au niveau du ventricule gauche et est séparée de celui-ci par la valve aortique. L'aorte est une artère élastique capable de se distendre lors de la systole (phase de contraction du ventricule) et de se contracter lors de la diastole (phase de relâchement) afin de maintenir une pression sanguine plus ou moins constante.

L'aorte est généralement divisée en deux parties, la première est l'aorte thoracique qui comprend l'aorte ascendante, l'aorte horizontale ainsi que l'aorte descendante, la seconde est l'aorte abdominale.

#### 2.1.1 Structure

Les parois de l'aorte se composent de trois couches différentes (cf. figure 2). De l'intérieur vers l'extérieur, l'intima qui est la couche la plus profonde et la plus fine constituée d'un endothélium (couche interne des vaisseaux sanguins en contact avec le sang) de cellules épithéliales (juxtaposition de cellules sans interposition de fibre ou de substance fondamentale) et d'une couche sous-endothélium composée de tissus conjonctifs lâches. Ces deux couches sont séparées par un assemblage de protéines extra-cellulaires permettant l'adhérence des cellules épithéliales aux tissus conjonctifs. Cet assemblage est appelé lame basale. La couche suivante se nomme la média, elle est la plus épaisse des couches de l'artère. La média est la constituante principale de l'artère, elle est composée de fibres musculaires lisses, de fibres de collagène et de fibres élastines. La dernière couche se nomme l'adventitia elle représente la couche externe de l'artère et est constituée de fibres de collagène, d'élastine ainsi que de cellules adipeuses.

Les couches qui sont en cause dans la pathologie des dissections aortiques sont les couches intima et média. La dissection est une déchirure de l'intima permettant au sang de circuler jusqu'au deux tiers de la média créant ainsi un chenal de circulation appelé faux-chenal, circulant lorsque le sang y circule, partiellement thrombosé ou complètement thrombosé (cf. "2.2 Dissection aortique").

#### 2.1.2 Aorte thoracique

Cette partie de l'aorte se trouve dans le médiastin qui est la région médiane du thorax, le médiastin est la région se situant entre les poumons et les vertèbres. L'aorte prend naissance au niveau du ventricule gauche dans la même gaine que l'artère pulmonaire avec laquelle elle s'enroule, pour former ainsi un arc, appelé aorte horizontale

ou crosse aortique. À la jonction des parties ascendante et horizontale se trouve une dilatation de l'artère nommée le grand sinus de l'aorte. Enfin l'aorte prend la direction du diaphragme en redescendant le long des vertèbres dans la partie postérieure du médiastin.

Plusieurs artères naissent au niveau de l'aorte ascendante et horizontale. Les premières sont les artères coronaires situées au début de l'aorte, les artères coronaires alimentent en sang oxygéné le myocarde, il y a ensuite le tronc brachio-céphalique, celui-ci se divise un peu plus loin donnant l'artère sous clavière droite et l'artère carotide commune droite. Naissent ensuite de la partie de l'aorte horizontale (communément appelé crosse aortique) l'artère carotide commune gauche et enfin l'artère sous clavière gauche.

Cette région du corps est le lieu de passage de beaucoup de vaisseaux sanguins. En dehors des différentes artères décrites précédemment, on peut remarquer que l'aorte est entourée par un système veineux de taille comparable qui est la veine cave supérieure, passant par dessus l'aorte et se dirigeant vers les organes des membres supérieures, du cou et de la tête. Ce système veineux est formé par la fusion du tronc veineux brachio-céphalique qui est constitué par des veines brachio-céphaliques droite et gauche. La veine cave supérieure est un vaisseau court et volumineux.

Le type de dissection aortique qui nous intéressera dans ce stage sera la dissection aortique de type B, correspondant au type 3 de la classification de DeBakey (cf. "2.2.1 Classification"). Ce type de dissection se caractérise par des déchirures qui ont lieu sur la partie horizontale et descendante de l'aorte (zones 2 et 3 sur la figure 1).

### 2.1.3 Aorte abdominale

L'aorte abdominale est virtuellement séparée de l'aorte thoracique descendante par le diaphragme au niveau de la 12<sup>ème</sup> vertèbre thoracique (T12). L'aorte traverse celle-ci par l'orifice aortique appelé aussi hiatus aortique (d'autres orifices permettent à différents organes de traverser le diaphragme, tel que l'orifice œsophagien, et les orifices nerveux). Dans cette partie, l'aorte est proche du système azygos principalement constitué à ce niveau par la veine cave inférieure. Celle-ci longe l'aorte abdominale, cette dernière se situant en avant de la colonne vertébrale.

De cette partie de l'aorte naissent de nombreuses artères alimentant les nombreux organes de l'abdomen et des membres inférieures du corps. Dans l'ordre nous pouvons citer les principales qui sont le tronc cœliaque, artère petite et courte, première branche de l'aorte abdominale, l'artère mésentérique supérieure qui prend naissance juste en dessous de la base du tronc cœliaque au niveau de la première artère lombaire à environ 1 centimètre en dessous du tronc cœliaque. Viennent ensuite les artères rénales qui naissent de chaque côté de l'aorte immédiatement sous l'artère mésentérique supérieure. L'artère mésentérique inférieure naissant à la hauteur de la 3<sup>ème</sup> vertèbre lombaire (L3). Cette artère mésentérique inférieure décrit un arc concave à droite. Et

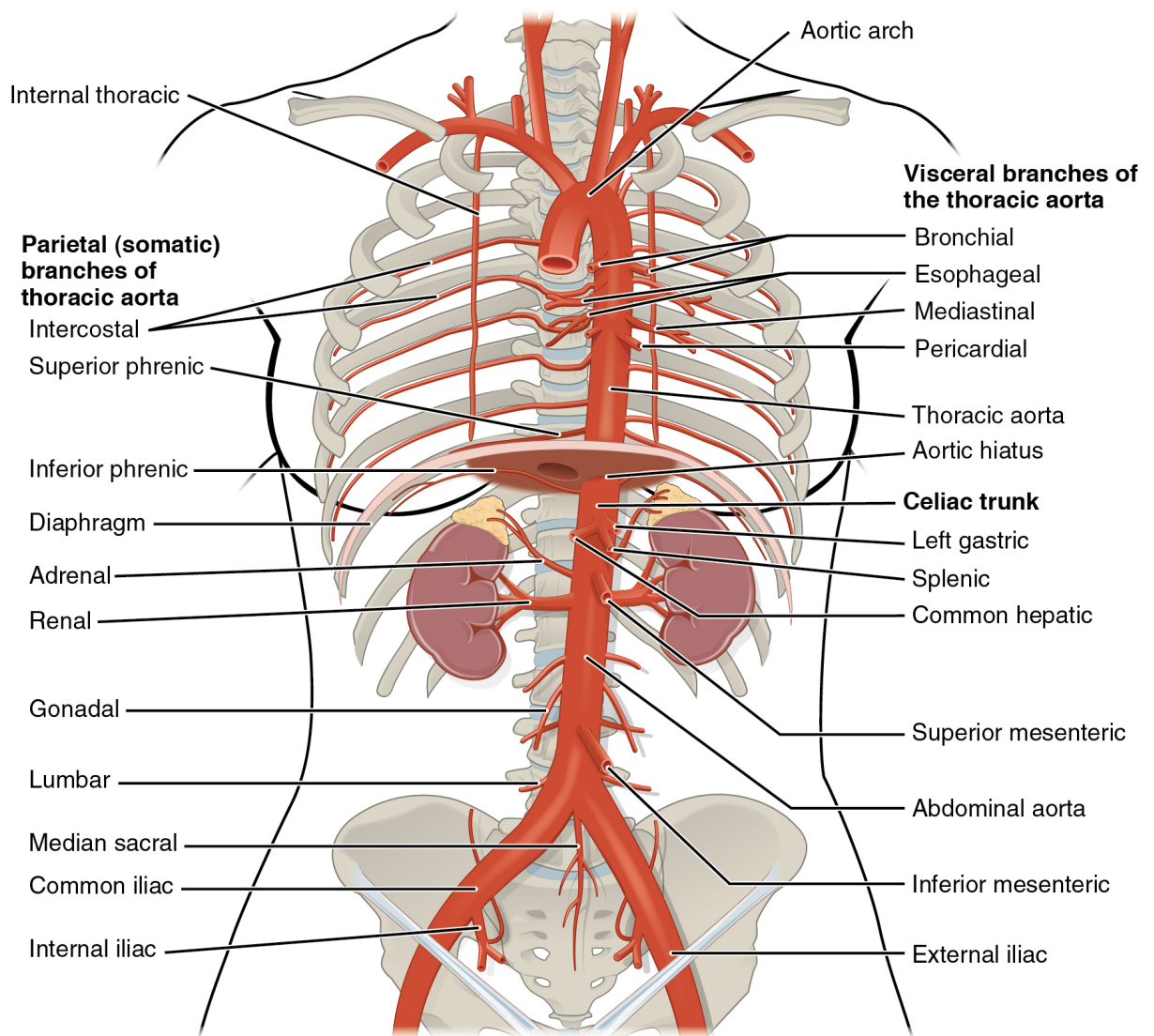


FIGURE 1 – Schéma de l'aorte thoracique et abdominale

enfin les artères gonadiques aussi appelées artère testiculaire ou ovarique, les artères gonadiques sont des artères qui se détachent latéralement au niveau de la première vertèbre lombaire (L1).

L'aorte se termine dans une bifurcation de trois artères. Cette bifurcation a lieu au niveau du disque intervertébral séparant la 4<sup>ième</sup> et la 5<sup>ième</sup> vertèbre lombaire (L4 et L5). Ces artères sont nommées : les artères iliaques communes et l'artère médiane ap-

pelée artère sacrale médiane.

## 2.2 Pathologie

Les dissections aortiques sont caractérisées par la circulation du sang à l'intérieur des parois internes de l'aorte décollant ainsi les couches composant les parois aortiques. Sa lésion principale est une fissuration des couches intima et média à partir d'une déchirure intimale appelée porte d'entrée (cf. figure 2). Cette portes d'entrée peut se situer à des niveaux variables de l'aorte, allant de l'aorte ascendante jusqu'à l'aorte abdominale. La déchirure crée ainsi un clivage longitudinal des parois aortiques provoquant une circulation du sang, pouvant aller jusqu'aux deux tiers de la média, dans ce qui est appelé le faux chenal, en opposition du vrai chenal le lieu ou le sang passe dans une aorte non disséquée. Le faux chenal peut être complètement thrombosé, partiellement avec une partie circulante ou entièrement circulant.

La dissection aortique est un processus dégénératif de la média provoquant une altération du collagène et des tissus élastiques. Les dissections aortiques ont une progression bidirectionnelle, c'est-à-dire une progression antérograde, dirigée vers l'aval, et rétrograde, dirigée vers l'amont de la porte d'entrée. En général, la progression dirigée en amont de la porte d'entrée est moins importante que la progression antérograde.

La propagation du sang dans la lumière formant le faux chenal peut être en rotation autour du vrai chenal de circulation. Le sang communique entre ces deux chenaux par des déchirures intermédiaires et finales nommées porte de ré-entrée. Ces portes de ré-entré sont souvent multiples. Les dissections aortiques sans traitement peuvent évoluer vers un état anévrysmale du faux chenal, augmentant les risques de rupture.

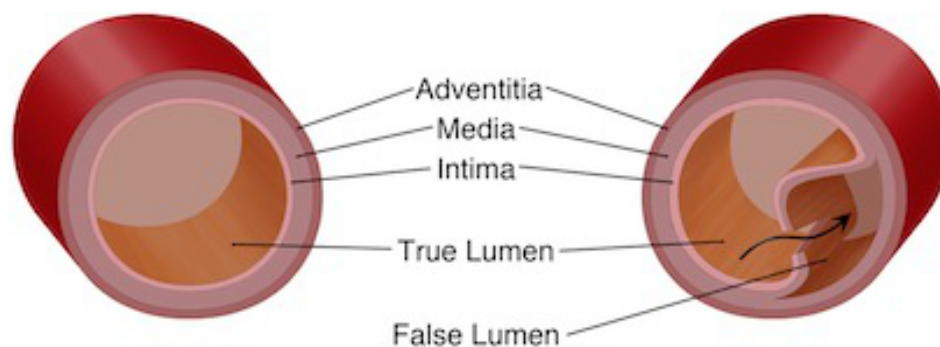


FIGURE 2 – Schéma de la coupe d'une aorte, à gauche l'aorte dans son état normal et à droite une dissection de l'aorte

### 2.2.1 Classification

Sera décrit dans cette section les deux classifications anatomiques concernant les dissections aortiques les plus courantes. Celles-ci sont la classification de DeBakey et la classification de Stanford.

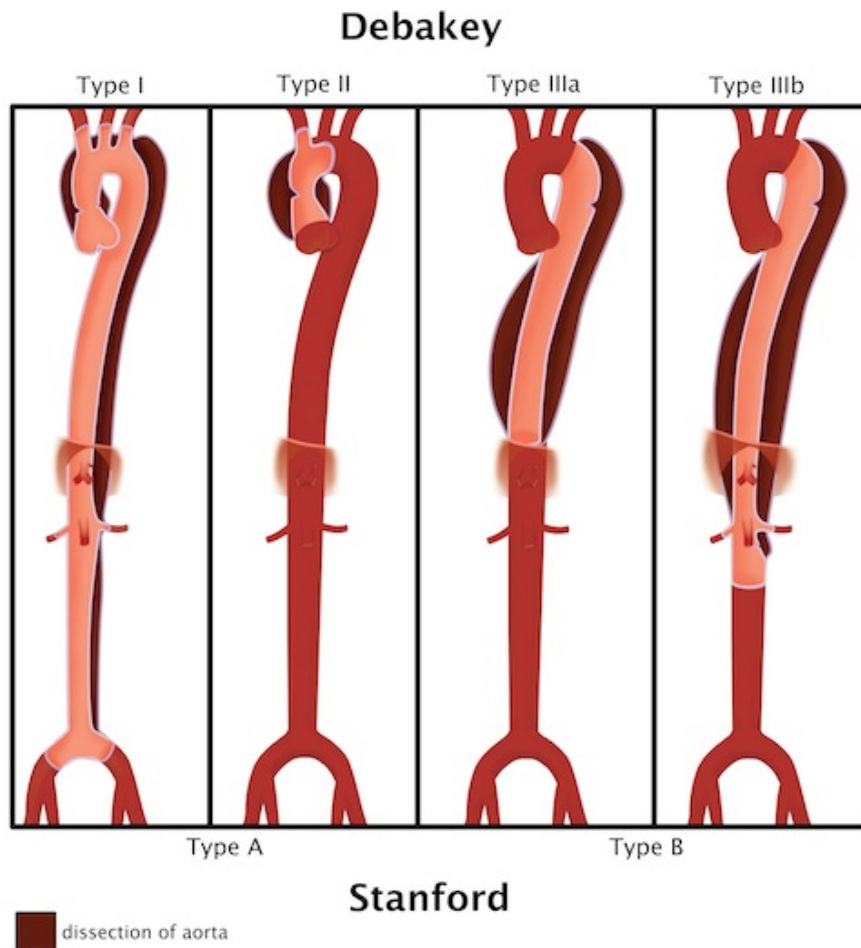


FIGURE 3 – Classification des différents type de dissection aortique

#### Classification de DeBakey

La classification de DeBakey se base sur l'origine de la dissection ainsi que sur l'extension du faux chenal, elle distingue trois types de dissection.

Type I : Dissection avec une porte d'entrée sur la partie ascendante de l'aorte, comprenant une extension du faux chenal jusqu'au niveau de l'aorte descendante voir

de l'aorte abdominale.

Type II : Dissection dont la porte d'entrée apparaît au niveau de l'aorte ascendante et dont l'extension du faux chenal se limite uniquement à cette partie de l'aorte.

Type IIIa : Dissection ayant une porte d'entrée en aval de l'artère sous clavière gauche avec une prolongation du faux chenal jusqu'au niveau du diaphragme

Type IIIb : Dissection ayant une porte d'entrée en aval de l'artère sous clavière gauche avec une prolongation du faux chenal dépassant le diaphragme.

### **Classification de Stanford**

La classification de Standard quant à elle se base uniquement sur l'origine de la dissection. Elle distingue deux types de dissection.

Type A : Dissection dont la porte d'entrée est située au niveau de l'aorte ascendante. Ce type de dissection correspond aux types I et II de la classification de DeBakey.

Type B : Dissection ayant une porte d'entrée située au niveau de l'aorte horizontale en aval de l'artère sous clavière gauche. Le type B de la classification de Stanford correspond au type III de la classification de DeBakey.

### **2.2.2 Thérapie**

Le traitement de cette maladie peut se faire de deux façons selon l'état du patient et les complications de la dissection aortique.

Dans les cas les plus favorables, une première manière de traiter cette maladie est la prise d'un traitement médicamenteux. Le patient prend alors des anti-hypertenseurs, appelés aussi hypotenseurs afin de faire baisser la pression artérielle qui est l'une des principales causes de la dissection (cf figure 2).

Dans des cas plus compliqués, le traitement se fait par chirurgie avec la pose d'une endoprothèse aortique. L'endoprothèse est un dispositif constitué d'une structure maillée et tubulaire, dont la composition est de l'acier ou du titinol. Cette structure est recouverte par une membrane synthétique la rendant imperméable. L'endoprothèse est glissée dans la lumière de l'aorte afin de maintenir le vrai chenal ouvert et de stopper la circulation du sang dans le faux chenal en fermant les portes d'entrées et de ré-entrées de la dissection. Sur les images d'angio-TDM (cf. "2.3 Angio-tomodensitométrie") les voxels représentant l'endoprothèse présentent des sur-intensités (cf figure 5).

Le planning de cette opération se fait par l'étude des images tri-dimensionnelles. Ces images permettent de localiser la porte d'entrée ainsi que les portes de ré-entrée. De déterminer si il existe des complications, qui peuvent être par exemple la présence de calcification.





FIGURE 4 – Coupes sagittale, axiale et coronale d'une dissection aortique sans endoprothèse

### 2.3 Dispositif d'imagerie et type de données

Les données des dissections aortiques sont acquises par des techniques d'imagerie tri-dimensionnelle mettant en évidence les vaisseaux sanguins. Les deux principales techniques les plus communément utilisées sont l'angio-tomodensitométrie et l'acquisition d'images par résonance magnétique avec produit de contraste, en contraste de phase ou en temps de vol. Les données sur lesquelles les méthodes développées devront fonctionner sont issues d'acquisition par angio-TDM.

#### Angio-tomodensitométrie

L'angio-tomodensitométrie est une technique de tomographie par rayons X avec injection d'un produit de contraste iodé capable de fortement absorber les rayons X. Cette technique permet de mettre en évidence les vaisseaux sanguins ainsi que certains organes. Cette technique peut atteindre des résolutions spatiales sub-millimétrique avec une épaisseur de coupe de l'ordre du millimètre permettant l'utilisation d'outils de segmentation en 3 dimensions.

Suite à l'injection de ce produit de contraste plusieurs protocoles d'acquisition permettent de mettre en évidence certaines caractéristiques. Les protocoles sont médecin-dépendant, c'est à dire que le temps séparant l'injection du PC et les différentes acquisitions peut varier d'un médecin à l'autre, ces informations ne sont généralement pas disponibles dans les méta-données accompagnant les images.

Acquisition au temps artériel (temps précoce) : acquisition des données entre 25 et 30 secondes après l'injection du produit de contraste. Ce protocole permet de mettre en évidence la circulation du sang dans les différentes parties de l'aorte en cours de dissection. Elle est l'acquisition privilégiée dans l'étude des dissections aortiques.

Acquisition au temps portal (temps veineux) : entre 80 et 90 secondes après l'adminis-

tration du produit de contraste. L'acquisition au temps portal permet de maximiser le contraste globale des organes. L'intérêt d'utiliser ce type d'acquisition est de mettre en valeur les parties du faux-chenal atteint plus difficilement par l'agent de contraste. Ceci pouvant être dû au fait que le sang y circule moins bien.

Acquisition au temps tardif : environs 10 minutes après l'injection du produit de contraste. Cette acquisition, comme le temps portal, permet de mettre en évidence les parties du faux-chenal où le sang circule plus doucement.



FIGURE 5 – Images des coupes axiales de deux patients atteints d'une dissection aortique de type B. En vert : le vrai chenal, en rouge : le faux chenal. En haut, une dissection sans endoprothèse, en bas une dissection avec endoprothèse (sur-intensité autour du vrai chenal), on peut aussi apercevoir sur cette image que le faux chenal est thrombosé (le sang n'y circule plus) et des calcifications au niveau du faux chenal (sur-intensité sur les parois externes)

### 3 État de l'art et compréhension des données

Cette partie se base sur la review proposée par David Lesage et al. datant de 2009 [14]. Celle-ci porte sur les techniques de segmentation de la lumière des vaisseaux sanguins disponibles dans la littérature avant 2010. L'article se penche sur les trois principales problématiques de la segmentation appliquée aux vaisseaux sanguins. C'est-à-dire, comment modéliser la lumière des vaisseaux, quelles mesures les caractérisent, et enfin quelles sont les techniques d'extractions.

Dans cette section l'objectif ne sera pas de faire une description exhaustive des différentes méthodes existantes mais un tour d'horizon des modèles, caractéristiques et méthodes présentées dans la littérature avec une description générale rapportant brièvement les avantages et les inconvénients liés aux problèmes que pose la segmentation d'aorte en cours de dissection de type B, ainsi que l'idée principale de certaines méthodes.

#### 3.1 Modèles de la lumière des vaisseaux sanguins

Cette étape est importante car c'est dans celle-ci que sont formalisées les différentes hypothèses faites sur les propriétés du ou des vaisseaux cherchés à extraire. D'après l'article de D. Lesage [14] les différentes modélisations et caractéristiques des vaisseaux sanguins peuvent se regrouper en cinq catégories selon les hypothèses qui sont faites. Ces modélisations sont des modèles d'apparence, des modèles géométriques ainsi que hybrides, des modélisations à contrario et enfin des modèles prenant en compte les anomalies des vaisseaux.

##### 3.1.1 Modélisation de l'apparence

La première catégorie est celle des modèles prenant en compte l'apparence du vaisseau. En général, l'apparence du vaisseau exprime la distribution de l'intensité des voxels. Ces modèles sont fondés sur l'hypothèse que les intensités des voxels représentant les vaisseaux sont plus fortes que les intensités de ceux des organes en arrière plan, hypothèse communément faite pour beaucoup de modèles autre que les modélisations de l'apparence. Cette hypothèse est partiellement vraie pour les données d'angiomodensitométrie mais se révèle fausse lorsque le vaisseau se trouve à proximité d'un organe dense.

Les différentes méthodes présentées dans la littérature modélisent seulement la distribution des intensités des vaisseaux ou la distribution des vaisseaux et des voxels appartenant à l'arrière plan (Freiman et al. 2009 [6]).

### 3.1.2 Modélisation de la géométrie

Le second type de modélisation représente celui des modèles géométriques qui peuvent, par exemple, être des modèles de la surface, du squelette, de la cross-section ou encore des modèles de décomposition des vaisseaux (Lesage et al. 2008 [13]).

Les modélisations de la géométrie sont décrites par des caractéristiques de géométrie locale, ces caractéristiques sont basées sur des paramètres de forme. La famille des caractéristiques géométriques est l'une des plus utilisées dans la littérature. Ces caractéristiques peuvent être basées sur des gradients (Sato et al. 1998 [19], Ayed et al. 2014 [1]), ceux-ci pouvant être approchés par le gradient vector flow (GVF) introduit par X. Chenyang et J.L. Prince [28]. L'utilisation du GVF présente l'avantage d'être moins sensible au niveau de contraste et plus robuste au bruit par rapport à l'estimateur classique du gradient. Le problème de cette méthode se trouve dans le fait que la minimisation de la fonctionnelle d'énergie est souvent guidée par les différences d'intensités les plus fortes, comme par exemple la différence entre des tissus mous et les os sur les images acquises par des techniques de tomodensitométrie. D'autres caractéristiques sont basées sur des opérations d'intégrations (Hernandez-Hoyos et al. 2000 [8]), elles peuvent aussi l'être sur les descripteurs de cross-sections 2D par exemple le compactness, qui est un facteur de compacité (Ayed et al. 2014 [1]).

Parmi les différents types de mesure permettant de caractériser ces modèles, D. Lesage [14] cite dans son article les caractéristiques dites isotropes. Un exemple de ce type de caractéristiques est proposé dans l'article de A. Vasilevskiy et al. de 2002 [25]. Celui-ci estime la divergence du gradient de l'image par le champ de vecteur gradient intégré sur des sphères multi-échelles. La réponse de cette mesure est maximale pour l'échelle correspondant au vaisseau et lorsque le point est localisé au centre de ce vaisseau. Cependant, cette méthode n'est pas adaptée à la problématique de dissection aortique du fait que le vrai et faux chenal ne peuvent pas être caractérisé par une sphère. En règle générale, les caractéristiques seront dites isotropiques lorsqu'elles décrivent la localisation ainsi que l'échelle des vaisseaux mais n'exploitent pas leur directionnalité.

### 3.1.3 Modélisation hybride

La troisième catégorie est celle des modèles hybrides. Cette catégorie, plus complexe que les modèles précédents, permet de modéliser conjointement l'apparence et la géométrie des vaisseaux. Une exemple de ce type de modélisation est celle proposée par J. A. Tyrell et al. en 2007 [23], qui modélise la forme des segments de vaisseaux sanguin par une super-ellipsoïde et l'apparence avec un modèle comprenant les distributions des intensités des vaisseaux et des organes en arrière plan.

Une caractéristique utilisée pour les modèles hybrides peut être le medialness (Kris-

sian et al. 2000 [10]). Celle-ci représentant une mesure de centralité d'un point relativement à un vaisseau sanguin. D'autres caractéristiques utilisées dans la littérature sont la régularité, la circularité, la cross-section qui est généralement obtenue en prenant une coupe du plan normal au vaisseau, ou encore sur l'ajustement d'un modèle hybride paramétrique (Lesage et al. 2008 [13], Freiman et al. 2010 [7]). Dans ce dernier cas les caractéristiques représenteront les paramètres du modèle ajusté. Cette dernière approche paraît plus robuste car celle-ci intègre directement les informations à priori du modèle mais nécessite d'avoir, pour la problématique des dissections aortiques, un modèle suffisamment souple permettant de gérer la grande variabilité des différents chenaux de l'aorte.

### 3.1.4 Modélisation à contrario

Un type de modèle, évoqué dans l'article de Lesage [14], est celui de la modélisation à contrario. Cette modélisation constituera notre quatrième catégorie. L'idée de cette modélisation est de décrire tout ce que le vaisseau ne peut pas être. Ce type de modélisation n'a pas été très exploré dans la littérature car il semblerait présenter le désavantage d'être complexe et souvent incomplet. En effet, ce modèle doit intégrer un très grand nombre d'hypothèses. Cependant, il pourrait être intéressant d'injecter dans un modèle hybride les informations correspondant aux connaissances de ce que ne peut pas être le faux et vrai chenal.

### 3.1.5 Modélisation des anomalies

Certaines approches telles que celles proposées dans l'article de R. Manniesing [16] permettent d'avoir une modélisation prenant en compte les possibles anomalies des vaisseaux. Ces anomalies pouvant être dues à la présence de calcifications, de stent, de sténose, d'anévrisme ou de bifurcation et de fusion. Dans certains cas les bifurcations et les fusions ne sont pas considérées comme des anomalies car elles peuvent directement dériver de la topologie du vaisseau étudié. Dans la problématique étudiée dans ce stage, les hypothèses formulées par le modèle devront prendre en compte la bifurcation causée par la déchirure afin de pouvoir localiser la porte d'entrée avec une bonne précision ainsi que les portes de ré-entrée qui constitueront des fusions entre le vrai et le faux chenal.

Dans de nombreuses méthodes présentes dans la littérature, les bifurcations sont caractérisées par la présence de plusieurs directions ayant une forte énergie ou probabilité, selon le cadre dans lequel la méthode travaille. Les bifurcations et fusions peuvent être représentées par des arbres ou graphes orientés dont chaque noeud correspond aux différentes branches formant le vaisseau sanguin (Friman et al. 2010 [7]). Les anomalies quant à elles seront décrites soit par la sur-intensité des voxels (gradient positif le long des rayons de la cross-section) s'il s'agit d'une calcification ou de la partie métallique d'une endoprothèse, soit par des critères morphologiques tels que la réduction

tion/augmentation du diamètre de la cross-section s'il s'agit de sténose ou d'anévrisme (Manniesing et al. 2010 [16]), une mesure pouvant caractériser ce changement de morphologie est le rapport du diamètre moyen du vaisseau sur le minimum (respectivement maximum) local, ou le minimum (respectivement maximum) global du diamètre.

## 3.2 Techniques d'extraction

La plupart des techniques de segmentation proposées dans la littérature peuvent se décomposer en quatre étapes : l'étape du prétraitement, de l'initialisation de la méthode d'extraction, l'étape d'extraction des vaisseaux et enfin celle du post-traitement.

### 3.2.1 Pré-traitement

Le pré-traitement est une phase visant généralement à améliorer le contraste des vaisseaux et à réduire le niveau de bruit. Une approche pouvant se révéler intéressante est celle dont les méthodes ont pour but de révéler les structures tubulaires des vaisseaux sanguins en analysant les valeurs propres du Hessien calculées à partir du gradient de l'image sur plusieurs échelles (Sato et al. 1998 [19], Frangi et al. 2000 [5], Krissian et al. 2000 [10]). Ces méthodes reposent sur la propriété d'échelle caractéristique du vaisseau sanguin. L'échelle caractéristique étant directement reliée à la taille du vaisseau. La réponse du filtre sera maximum lorsque l'analyse se portera sur cette échelle. L'introduction des GVF dans cette méthode permet de s'affranchir des contraintes multi-échelle et apporte une meilleure robustesse aux bruits et aux faibles niveaux de contraste (Bauer et al. 2008 [2]).

Malheureusement, les vrais et faux chenaux ne forment pas toujours des structures tubulaires, ceci étant vrai en particulier dans le cas de faux chenal thrombosé avec une partie circulante.

### 3.2.2 Initialisation

L'étape d'initialisation peut avoir différents degrés d'interaction avec l'utilisateur. Ces interactions pouvant aller de la définition d'une région d'intérêt en passant par la définition de graine. La définition de graine par l'utilisateur correspond à une contrainte dure permettant de limiter l'espace de recherche. Certaines méthodes complètement automatiques proposent de n'avoir aucune interaction avec l'utilisateur pour l'initialisation (Soler et al. 2001 [21]).

### 3.2.3 Extraction

C'est l'étape de segmentation à proprement parlée. Les différentes méthodes proposées dans la littérature sont pour la plupart basées soit sur une croissance de régions,

soit sur des contours actifs ou basées sur l'extraction directe de la centerline du vaisseau. Trois autres types de méthode seront exposés dans cette section, les méthodes utilisant un ATLAS pour guider la segmentation, celles utilisant un graphe cut et celles basées sur une reconstruction et segmentation jointes.

### Croissance de régions

Les méthodes de croissance de régions sont basées sur des modélisations de l'apparence des vaisseaux sanguins. L'hypothèse communément faite est celle de l'homogénéité de l'intensité des voxels représentant la lumière des vaisseaux sanguins. Les inconvénients de ces méthodes sont que celles-ci sont généralement peu robuste au niveau de bruit et qu'elles nécessitent un paramétrage adapté pour chaque donnée. La qualité des résultats de ces méthodes se trouve à fortiori souvent fortement réduite par le faible niveau de contraste et par un faible rapport de signal à bruit ainsi qu'à la présence d'inhomogénéité des intensités au niveau des voxels représentant la lumière des vaisseaux sanguins sur laquelle se base la croissance de régions.

Une méthode de croissance de régions pouvant se révéler intéressante est celle nommée wave-propagation utilisée notamment dans l'article de Soler et al. publié en 2001 [21]. L'avantage de cette méthode par rapport aux méthodes de croissance de régions classiques est qu'elle améliore la cohérence de la propagation la rendant plus robuste et moins coûteuse en temps de calcul. Globalement les avantages des techniques basées sur la croissance de régions sont la possibilité de gérer les bifurcations et les fusions des vaisseaux ainsi que leur coût calculatoire peut élevé.

### Contours actifs

Les méthodes basées sur des contours actifs permettent d'extraire les bords ou les régions occupées par les objets recherchés. Elles se divisent en deux catégories, les contours actifs paramétriques (Ayed et al. 2014 [1]) et les contours actifs implicites (Lorigo et al. 2001 [15]). Les principaux avantages des contours actifs paramétriques sont leur coût calculatoire relativement faible, et le fait qu'ils permettent, pour certaines méthodes, une gestion de la topologie (Mille et al. 2009 [17]). Cependant celles-ci souffrent d'un gros problème qui est la paramétrisation de leur équation d'évolution ce qui a tendance à les rendre très spécifiques aux caractéristiques propres des données à segmenter. Ces caractéristiques dépendent généralement des conditions d'acquisitions influençant le niveau de contraste, le rapport signal sur bruit etc... Ces conditions d'acquisitions sont pour certaines études très variables. Les contours actifs sont aussi souvent très sensibles à leur initialisation.

Les contours actifs implicites, tels que les level-set, souffrent légèrement moins de ce problème de paramétrisation, ils ont aussi l'avantage d'être moins sensibles à l'initialisation et de converger plus rapidement que les contours actifs paramétriques. Cependant ces méthodes ont un coût calculatoire plus élevé que les méthodes de contours

actifs paramétriques.

### Extraction du squelette

Contrairement aux méthodes décrites ci-dessus cette catégorie de méthodes a pour objectif d'extraire le squelette, aussi nommé *centerline*, des vaisseaux sanguins. Ces méthodes basées sur l'extraction directe du squelette sont nombreuses et variées. Certaines méthodes ont pour objectif l'optimisation du chemin entre deux ou plusieurs points définis par l'utilisateur. L'optimisation revenant à minimiser une mesure de distance intégrée le long de la *centerline*. Cette mesure pouvant aussi être vue comme une fonctionnelle d'énergie intégrant souvent un terme d'attache aux données et un terme de régularisation dérivant du modèle choisi.

Un autre type d'approche prometteur pour la segmentation de l'aorte en cours de dissection, inspiré du domaine de l'analyse des séquences d'images sont les méthodes basées sur un tracking du squelette. La méthode proposée par Florin et al. en 2005 [4] se base sur l'utilisation d'un filtre particulière. Dans cette approche chaque modèle représente une particule dans l'espace des paramètres dont les densités de probabilité seront estimées. L'inconvénient de cette méthode est qu'il est nécessaire de pouvoir modéliser correctement cette densité de probabilité avec un coût calculatoire pouvant être important. Une autre méthode est celle proposée par Lesage et al. en 2008 [13] dont l'hypothèse principale est que la lumière d'un vaisseau sanguin peut être décomposée en des sphères ajustées et dont les origines sont centrées sur le squelette. Cette hypothèse n'est pas valide dans le cas des dissections aortiques car les cross-sections des vrais et faux chenaux ne sont pas toujours circulaires. D'autres méthodes permettent de suivre le squelette par des méthodes déterministes (Friman et al. 2010 [7]). Les méthodes de tracking ont l'avantage de pouvoir localiser avec une bonne précision les bifurcations et les fusions de vaisseau. De plus, certaines méthodes permettent de localiser le squelette avec une précision pouvant être sub-voxelique (Lee et al. 2007 [12]). Elles permettent aussi dans certains cas d'avoir une reconstruction plus ou moins fine des contours on-line par l'ajustement d'un modèle paramétrique. Une dernière approche, celle-ci complètement automatique et stochastique, basée sur l'extraction direct du squelette, pouvant être citée est celle des Markov marked point processes (Lacoste et al. 2006 [11]). Cette méthode est basée sur l'algorithme de Metropolis-Hasting à saut réversible (Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo) et a comme inconvénient un temps de convergence long et non prévisible.

La plupart des méthodes basées sur le tracking du squelette utilisent des outils apportés par le développement des modèles déformables dans une étape dite de régularisation. Ces outils sont pour la plupart des contours actifs ou des modèles paramétriques ajustés à la région du vaisseau estimée par l'étape appelée étape de prédiction.



### Graph cut

Dans ces méthodes l'ensemble des voxels est représenté par un graphe dont les liens, intégrant la relation avec le voisinage de chaque voxel, correspondent aux arcs pondérés par une certaine probabilité, ou énergie. Ces liens pouvant être vus comme une mesure de similarité entre les nœuds. L'idée principale pour cette segmentation est de trouver un ensemble d'arc découpant le graphe en composantes connexes, ensemble dont la somme des poids est minimale (respectivement maximale). Le découpage peut être binaire ou multi-objet. Le principal avantage de ces méthodes est qu'elles peuvent intégrer conjointement des informations sur l'apparence et la géométrie locale ainsi que sur le système de voisinage. Ces méthodes permettent, en outre, d'utiliser une modélisation des champs de Markov et calculer le MAP avec un coût calculatoire inférieur aux méthodes classiques de recuit simulé.

La méthode proposée dans l'article de M. Freiman et al. paru en 2009 [6] procède à la segmentation des artères carotides par une technique de graph min-cuts.

### Extraction basée ATLAS

L'intérêt de l'utilisation d'ATLAS se trouve dans le fait que ces représentations permettent d'injecter de fortes informations a priori dans les méthodes de segmentation utilisées. Les hypothèses fondamentales faites lorsque ces techniques sont choisies sont que les données à segmenter sont composées des mêmes labels que les données contenues dans l'ATLAS et qu'elles présentent les mêmes formes et ont les mêmes apparences (Wu et al. 2014 [27]).

Récemment plusieurs méthodes de segmentation basées sur des patchs non-local ont été proposées (Ta et al. 2014 [22], Wang et al. 2014 [26], Wu et al. 2014 [27]). Une autre méthode introduite dans l'article de N. Passat en 2006 [18] propose de guider les outils de segmentation par les informations contenues dans l'ATLAS.

Malheureusement, les données d'angio-tomodensitométrie (CTA), acquises sur des patients atteints de dissection aortique de type B, présentent de trop grandes variabilités inter-individus, tant au niveau de la morphologie de l'aorte que de la distribution de l'intensité des voxels. De plus, le médiastin et l'abdomen dans lesquels l'aorte est contenue sont des régions très complexes rendant l'étape de recalage, nécessaire pour la construction et l'utilisation d'un ATLAS, peu fiable.

### Reconstruction et segmentation jointes

Ces méthodes peuvent se révéler intéressantes pour les applications de segmentation per-opératoire qui peuvent demander des méthodes temps-réels. Le principe général des différentes approches est d'acquérir moins d'informations afin d'accélérer l'étape d'acquisition, revenant pour certaines méthodes à sous-échantillonner, et

d'opérer une reconstruction utilisant les informations à priori formalisées dans le modèle utilisé.

Parmi ces méthodes celle de Jandt et al. publié en 2009 [9] utilisant quelques projections filtrées par une technique mettant en évidence les structures tubulaires afin de calculer une speed-map. Cette speed-map est ensuite utilisée pour extraire les centerlines des vaisseaux par une méthode basée sur l'algorithme de fast-marching. Une autre méthode quant à elle permet d'acquérir des images par résonance magnétique sous-échantillonnées, ces données sont ensuite reconstruites par une technique basée sur des patchs et utilisant un dictionnaire de patch mis à jour aux cours de la reconstruction (Caballero et al. 2014 [3]).

### 3.2.4 Post-traitement

L'étape de post-traitement dont les objectifs peuvent-être la régularisation du graphe des bifurcations et fusions dans le cas d'un tracking sur plusieurs branches du réseau vasculaire, la reconstruction des contours des vaisseaux pour une approche basée squelette, l'extraction du squelette pour une approche basée contour, ce qui consiste souvent à calculer le squelette du vaisseau segmenté avec des outils issus de la morphologie mathématique (Soler et al. 2001 [21]), et la régularisation de la topologie.

## 3.3 Catégorisation des données

Les données acquises sur des patients atteints d'une dissection aortique de type B peuvent être classées selon trois catégories. Ces catégories contrairement aux classifications de DeBakey et de Stanford sont basées sur l'état du faux chenal et représentent des particularités au sens du traitement d'image (cf. figure 6) :

- a - Cette catégorie regroupe les patients dont le faux chenal est complètement thrombosé. Dans cette catégorie le niveau d'intensités des voxels contenues dans le vrai et faux chenal sont homogènes. Le vrai chenal se distingue par des voxels ayant un niveau d'intensité élevé entourés par des petits groupes de voxels hyper-intense représentant la partie métallique de l'endoprothèse. Les voxels représentant le faux chenal ont un niveau d'intensité proche de celui des organes d'arrière plan qui n'ont pas été irrigué par le sang contenant le produit de contraste.
- b - Cette deuxième catégorie regroupe les cas où le faux chenal est partiellement thrombosé. La thrombose partielle du faux chenal peut provenir des dissections chroniques sans endoprothèse et des patients traités avec endoprothèse. La thrombose partielle du faux chenal entraîne des valeurs d'intensités pouvant très différentes, avec des contours nets entre les zones thrombosées et les zones circulantes. Mais aussi des contours flous entre ces deux régions du faux chenal. Ce qui constitue la principale difficulté de cette catégorie de donnée.

c - Catégorie où le faux chenal est circulant, cette catégorie représente majoritairement les patients souffrant d'une dissection aiguë non traitée avec endo-prothèse. Les données se distinguent par l'homogénéité par région des intensités des voxels du vrai et faux chenal. Le vrai chenal à en général un niveau d'intensité plus élevé que celui du faux chenal. Ce qui s'explique par la plus lente propagation de PC dans ce dernier. La paroi de l'aorte déchiré est représenté dans les données par des voxels avec un niveau d'intensité moins élevé que celui du sang avec PC. Cette couche a une épaisseur variable dans l'aorte. La différence d'intensité entre les deux chenaux et la présence de la déchirure constituent les principales difficultés de cette catégorie.

Ces trois catégories étant de nature très différente, il devient compliqué d'envisager une méthode fonctionnant dans ces trois cas. En effet, la présence ou non du PC, le niveau d'intensité différente entre les deux chenaux et les différentes parties du même chenal ne permettent pas d'utiliser les mêmes caractéristiques pour l'extraction des paramètres recherchés.

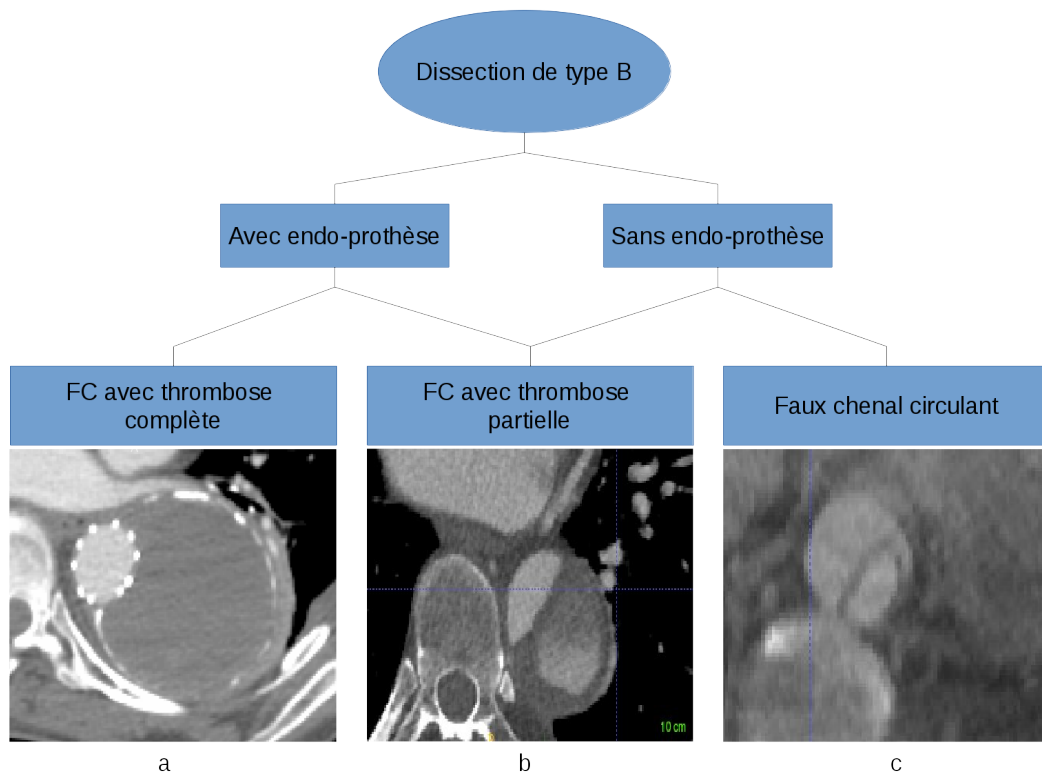


FIGURE 6 – Arbre des différents types de dissection d'un point de vue du traitement d'image



## 4 Segmentation aortique

Comme la section précédente le suggère, une seule méthode ne pourra pas fonctionner avec les trois types de données. Ceci étant dû aux trop grandes différences qui existe entre les différentes données. La méthode qui sera développée dans ce chapitre aura pour objectif de segmenter de manière précise les données de dissection avec un faux chenal circulant (catégorie c de la figure 6).

La stratégie adoptée pour cette méthode sera d'extraire en premier lieu l'aorte dans sa globalité par l'ajustement d'un modèle paramétrique. Cette extraction fournira un masque de segmentation pour l'extraction des zones où le sang circule, cette zone sera nommée circulante. L'étude des zones circulantes permettra dans le même temps de discriminer les deux chenaux de circulation et de localiser les déchirures.

Les difficultés qui ont été identifiées et qui caractérise ce type de donnée se trouvent dans l'inhomogénéité globale des intensités, dans la déchirure qui crée un clivage de la lumière de l'aorte ainsi que sur le niveau de contraste avec les organes en arrière plan.

### 4.1 Modèle et caractéristique

Le modèle adopté qui paraît le plus adapté pour ce type de données est un modèle hybride. L'hypothèse faite pour la partie géométrique est que l'aorte en cours de dissection possède une structure quasi-tubulaire. Pour l'apparence de l'aorte, l'hypothèse retenu sera que la distribution des intensités pourra être modélisée par un mélange de gaussiennes.

L'hypothèse fondamentale pour la partie géométrique du modèle se trouve dans le fait que l'aorte en cours de dissection peut se décomposer dans sa globalité en une suite d'ellipsoïdes centrées sur son squelette. Les paramètres de la  $i^{ime}$  ellipsoïde sont notés  $\beta_i$ .

$$\beta_i = ( \underbrace{M_i}_{\text{Paramètres de position}}, \underbrace{\Sigma_i}_{\text{Paramètres d'échelle}}, \underbrace{\Phi_i}_{\text{Paramètres d'orientation}} ), i = 1, \dots, N \quad (1)$$

Chaque paramètre  $\beta_i$  est composé de 10 éléments. Il y a 3 paramètres de position représentés par  $M_i$ , 3 paramètres d'échelle  $\Sigma_i$  et enfin 4 paramètres pour l'orientation de l'ellipsoïde  $\Phi_i$ , l'orientation de l'ellipsoïde sera modélisée par un quaternion de rotation.

L'apparence sera représentée par un mélange d'un maximum de 5 gaussiennes. Le nombre de gaussiennes a été choisi de manière empirique. Chaque gaussienne représente un des différents éléments pouvant être présents dans le masque de segmentation : Le sang contenu dans le vrai chenal, le sang contenu dans le faux chenal, les os, les poumons et les organes d'arrière plan. Les organes d'arrière plan ont pour la plupart des valeurs d'intensité proches de celle du sang sans PC, c'est à dire environs 30HU. La différences d'intensité entre le vrai et le faux chenal est expliquée par la différence de vitesse de propagation du produit de contraste dans ces deux parties de l'aorte.

Cette distribution statistique des intensités est noté  $gm(I)$  et est exprimé par l'équation ci-dessous.

$$gm(I) = \sum_{i \in N} \pi_i p(I; \Theta_i), \text{ où } p(I; \Theta_i) \text{ suit une loi gaussienne de paramètre } \Theta_i \quad (2)$$

Ainsi la caractéristique allant guider l'ajustement du modèle paramétrique, et sur laquelle se fera la segmentation du vrai et faux chenal, sera uniquement basée sur l'intensité des voxels.

## 4.2 Initialisation

L'initialisation de la méthode se fait avec le positionnement par l'utilisateur de  $N$  points de contrôle. Ces points de contrôle permettent un ajustement d'une courbe représentant d'une manière plus ou moins précise le squelette de l'aorte.

### 4.2.1 Extraction manuelle du squelette

L'extraction manuelle du squelette se fait par l'ajustement d'une courbe par interpolation b-spline des point de contrôle fournit par l'utilisateur. Le choix de cette solution a été fait car le positionnement de points de contrôle par un utilisateur sur l'aorte se révèle être plus rapide, plus robuste que l'extraction par une méthode complètement automatique et permet de poser des contraintes fortes sur la localisation de l'aorte.

### 4.2.2 Interpolation B-spline

L'interpolation b-spline [24] est une combinaison linéaire d'une fonction spline noté  $\delta_+^n$  où  $n$  correspond au degré de la spline.

L'avantage de ce type d'interpolation sur les autres méthodes d'interpolation, du type lagrangienne est qu'elle permet d'intégrer un nombre de point de contrôle arbitraire en évitant les problèmes de sur-ajustement. L'influence de chaque point de contrôle a un impact limité sur le reste de la courbe, ce qui est un réel avantage car la mauvaise précision de position d'un point de contrôle n'affectera pas de manière importante la qualité des parties plus éloignées de la courbe.

$$\underbrace{s(x)}_{\text{Courbe}} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \underbrace{c(k)}_{\text{Point de contrôle}} \delta_+^n(x - k) \quad (3)$$

$$\text{avec } \delta_+^n = \underbrace{\delta_+^0 * \delta_+^0 * \dots * \delta_+^0}_{n+1 \text{ fois}}, \text{ et } \delta_+^0 = \begin{cases} 1 & x \in [0, 1] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

### 4.3 Calcul du masque de segmentation

Le masque de segmentation sera calculé comme l'union des  $N$  ellipsoïdes ajustées sur l'aorte et dont les positions d'interpolation sont sur la courbe interpolée. Chaque ellipsoïde est initialisée avec comme paramètre  $\beta_i^0 = (M_{init}, \Sigma_{init}, \Phi_{init})$  représentant une sphère de 10 voxels de rayons.

#### 4.3.1 Ajustement d'un modèle paramétrique

L'obtention du masque de segmentation se fait par l'ajustement d'un modèle paramétrique. Comme explicité dans la section précédente le modèle retenu est celui d'une ellipsoïde paramétrée par sa position, son échelle le long des trois axes de son repère propre et son orientation. La surface d'une ellipsoïde peut être obtenue par l'équation suivante,

$$C(\eta, \omega; \beta) = R_\Phi \cdot D_\Sigma \cdot u(\eta, \omega) + M \quad (4)$$

avec  $(\eta, \omega)$  les coordonnées polaires et,

$$u(\eta, \omega) = \begin{pmatrix} \cos(\eta)\cos(\omega) \\ \cos(\eta)\sin(\omega) \\ \sin(\eta) \end{pmatrix}, D_\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_x & 0 & 0 \\ 0 & \Sigma_y & 0 \\ 0 & 0 & \Sigma_z \end{pmatrix}$$

$\Phi = (w, i, j, k)$  un quaternion de rotation, un quaternion de rotation est défini tel que  $|\Phi| = 1$ . Les quaternions de rotation ont été choisis car ils ont l'avantage d'être plus efficaces et évite les problèmes du blocage de quart d'angle induit par l'utilisation des angles d'euler pour la rotation. La matrice de rotation est défini ainsi [20],

$$R_\Phi = \begin{pmatrix} 1 - 2(j^2 + k^2) & 2(ij - wk) & 2(ik + wj) \\ 2(ij + wk) & 1 - 2(i^2 + k^2) & 2(jk - wi) \\ 2(ik - wj) & 2(jk + wi) & 1 - 2(i^2 + j^2) \end{pmatrix}$$

Le critère guidant l'ajustement est un critère d'homogénéité sur les intensités présentes dans le volume contenu par l'ellipsoïde. Il est exprimé par la fonction  $L(\beta)$ .

$$L(\beta) = \int_{R(x)} f(I(x)) dx \quad (5)$$

avec  $R(x)$  le volume contenu dans l'ellipsoïde. Ce critère intègre sur tout le volume la mesure  $f(I)$ . La fonction  $f(I)$  mesure la dissimilarité entre l'intensité moyenne du volume de l'ellipsoïde et l'intensité  $I$  du voxel analysé, cette fonction est définie comme le logarithme d'une fonction gaussienne sur l'inverse d'une gaussienne,

$$f(I; \mu, \sigma) = \ln \left( \frac{g(I; \mu, \sigma) + \epsilon}{g(\mu; \mu, \sigma) - g(I; \mu, \sigma) + \epsilon} \right) \quad (6)$$

$\epsilon \ll 1$  est en pratique fixé à  $10^{-10}$  permet d'éviter les divisions par zéro.  $g$  est une fonction gaussienne. La fonction est paramétrée par la moyenne des intensités présentes

dans l'ellipsoïde, moyenne évaluée à chaque étape de l'ajustement. Le paramètre de l'écart type est quant à lui fixé, d'une manière empirique. Il a été trouvé que une valeur de  $\sigma = 70$  donnait de bon résultat.

La valeur est fixée car l'estimation de la variance n'a pas de sens pour ajuster la fonction de coût. En effet celle-ci sert à accepter ou rejeter des niveaux d'intensité jugés suffisamment proches ou trop éloignés. En changeant la variance dans la fonction au cours de l'ajustement il se peut que , la variance augmente, et ne permette plus de rejeter des valeurs d'intensité trop éloignées. Ou baisse trop fortement, rejetant les valeurs proches de la moyenne.

$$g(I; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(I-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

L'intensité moyenne est estimée en tirant un grand nombre d'échantillons aléatoirement répartie dans le volume de l'ellipsoïde.

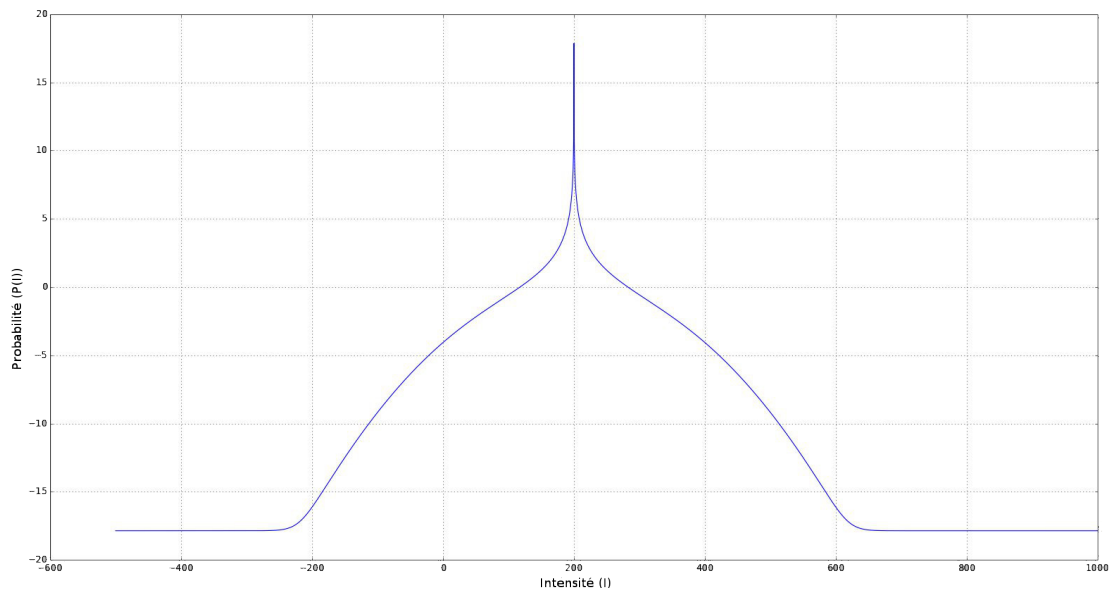


FIGURE 7 – Courbe représentant la fonction donnant un critère d'homogénéité pour  $x$  couvrant le domaine des valeurs obtenue par tomodynamométrie avec un moyenne fixé à 200HU et une variance de 70.

La maximisation de cette fonction se fait par monté de gradient à pas constant. Par le théorème de Green-Ostrogradski et comme indiqué dans l'article de Tyrell et al. [23].  $\nabla L(\beta)$  peut être exprimé comme une intégrale sur la surface de l'ellipsoïde tel que,

$$\nabla L(\beta) = \oint_{C(\beta)} f(I) \frac{\partial C(s; \beta)}{\partial \beta} n(s; \beta) ds \quad (8)$$



Pouvant être approximé par éléments finis en,

$$\nabla L(\beta) = \sum_{c_i \in C(\beta)} f(I(c_i)) J_\beta(c_i)^T n(c_i) \Delta S_{c_i}$$

La mise à jour des paramètres  $\beta$  s'effectue par :

$$\beta^{t+\Delta t} = \beta^t + \frac{d\beta}{dt} \Delta t, \text{ avec } \frac{d\beta}{dt} \propto \nabla L(\beta)$$

Ici  $\Delta t$ , qui a été fixé à  $10^{-1}$ , est une constante liant la précision de l'ajustement et la rapidité de convergence.

L'ajustement des ellipsoïdes nécessite le calcul de la jacobienne de l'équation de surface de l'ellipsoïde pour chaque point  $c_i$  de la surface. Celle-ci est donnée par les dérivées partielles de l'équation de cette surface.

$$J_\beta(c_i) = \left( \frac{\partial C}{\partial \mu}, \frac{\partial C}{\partial \sigma}, \frac{\partial C}{\partial \phi} \right)$$

On peut ainsi exprimer les dérivées partielles de l'équation  $C$ , ici  $(P_1^i, P_2^i)$  sont deux vecteurs orthogonaux issus du plan normal à la tangente de la courbe à la position initiale de l'ellipsoïde. La matrice composée de ces deux vecteurs est prise à la place de la matrice identité découlant directement de la dérivé de l'équation (4) de  $C$ . Cela permet de contraindre la position de l'ellipsoïde au plan normal du squelette de l'aorte.

$$\frac{\partial C}{\partial \mu} = \begin{pmatrix} P_1^i \\ P_2^i \end{pmatrix}$$

On obtient en dérivant directement l'équation (4) de  $C$  par le paramètre  $\sigma$ ,

$$\frac{\partial C}{\partial \sigma} = R_\phi D_{u(\eta, \omega)}$$

Pour trouver la dérivé partielle de  $C$  par les paramètres  $\Phi$ , il est possible d'obtenir une expression de cette dérivé par l'équation suivante [23].

$$\frac{\partial C}{\partial \phi} = -R_\phi P G_\phi, \text{ avec } P = \begin{pmatrix} 0 & -p_3 & p_2 \\ p_3 & 0 & -p_1 \\ -p_2 & p_1 & 0 \end{pmatrix}, \text{ et } G_\phi = 2 \begin{pmatrix} -i & s & k & -j \\ -j & -k & s & i \\ -k & j & -i & s \end{pmatrix}$$

où  $(p_1, p_2, p_3) = D_\sigma u(\eta, \omega)$  représente un point sur la surface de l'ellipsoïde orienté sur le repère de l'image,

De manière plus formelle voici l'algorithme d'ajustement des  $N$  ellipsoïdes permettant d'obtenir le masque de segmentation.

**Data:**  $S = \{s_i | 0 \leq i \leq N\}$   
**Result:**  $\beta = \{\beta_i | 0 \leq i \leq N\}$   
 $\beta_0^0 \leftarrow (\mu_{init}, \sigma_{init}, \Phi_{init});$   
**for**  $0 \leq i \leq N$  **do**  
    **while**  $|\beta_i^t - \beta_i^{t+\Delta t}| > \tau$  **do**  
         $\mu_i^{t+\Delta t} \leftarrow \hat{\mu}_i;$   
         $\beta_i^{t+\Delta t} \leftarrow \beta_i^t + \nabla L(\beta_i^t; \mu_i^{t+\Delta t}) \Delta t;$   
    **end**  
    **if**  $(S_i < \alpha_s \cdot S_{i-1})$  **or**  $\mu_i < \alpha_\mu \mu_{i-1}$  **then**  
         $\beta_i \leftarrow \beta_{i-1}$   
    **else**  
         $i \leftarrow i + 1;$   
         $\beta_i \leftarrow (\mu_{init}, \sigma_{init}, \Phi_{init})$   
    **end**  
**end**

**Algorithm 1:**  $S$  est la mesure de surface de la cross-section de l'ellipsoïde et  $\mu_i$  la valeur moyenne des intensités sur la surface de l'ellipsoïde

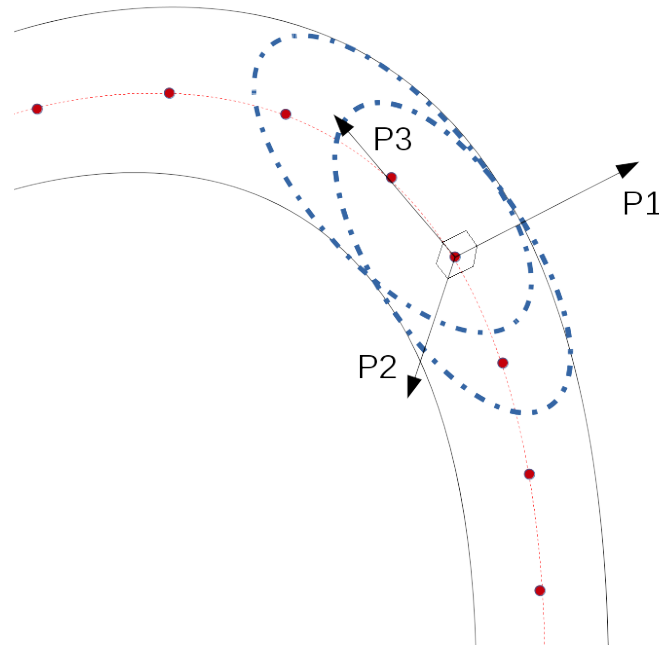


FIGURE 8 – Vu schématique de l'ajustement des ellipsoïdes : La courbe rouge correspond au squelette de l'aorte les points rouge au position d'initialisation de chaque ellipsoïde.

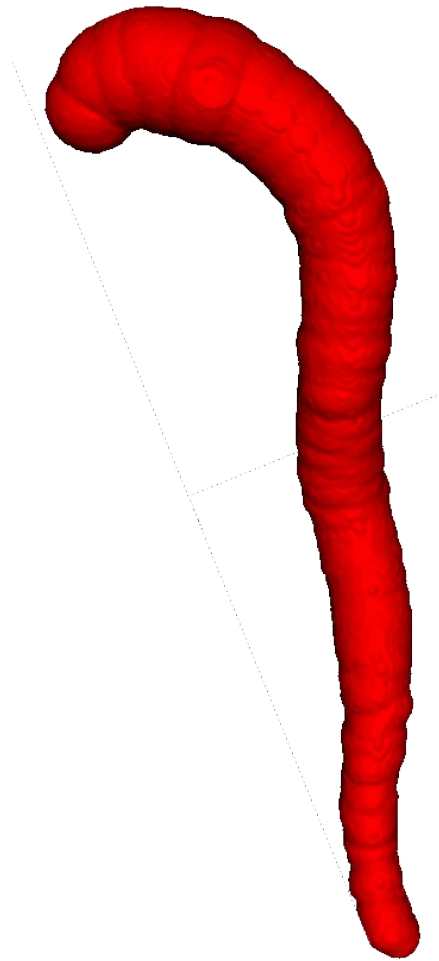


FIGURE 9 – Reconstruction 3D après l'étape d'extraction de l'aorte

#### 4.3.2 Contrôle de la convergence de l'ajustement

L'ajustement des ellipsoïdes se faisant de manière séquentielle, graine après graine et cela en remontant le long de la courbe interpolée lors de la première étape il vient deux hypothèses relativement fortes permettant d'avoir un indicateur sur la qualité de l'ajustement. La première hypothèse est faite sur la cohérence de la surface de la cross-section des ellipsoïdes, en effet par les propriétés de l'aorte, encore une fois en occultant la pathologie, la section de l'aorte varie très lentement. Ce qui permet d'affirmer que la cross-section de l'ellipsoïde à l'étape  $n$  ne peut pas être très différente de celle

de l'ellipsoïde ajusté à l'étape  $n + 1$ . De la même manière, dans le cas d'un bon ajustement l'intensité moyenne ne pourra varier de façon significative entre l'ajustement de l'ellipsoïde de l'étape  $n$  et celle de l'étape  $n + 1$ . Ces hypothèses sont valables uniquement si les deux ellipsoïdes sont suffisamment proches. En pratique, étant donné le sur-échantillonnage de l'aorte avec les ellipsoïdes l'hypothèse peut être considérée comme toujours vraie.

La méthode d'ajustement d'ellipsoïde prend en compte ces deux hypothèses. À la fin de chaque ajustement, la méthode vérifie la cohérence de la convergence à l'étape  $n$  en comparant la surface et l'intensité moyenne de l'étape  $n - 1$ . Dans le cas où une différence significative apparaît sur l'une ou l'autre mesure le réajustement de l'ellipsoïde  $n$  est relancé avec les paramètres de l'ellipsoïde de l'étape  $n - 1$ . Ce qui permet de sortir du maximum local dans lequel l'ajustement de l'ellipsoïde a pu être piégé. Pour rappel, la première initialisation pour l'ajustement d'une ellipsoïde se fait avec les paramètres d'une sphère de rayon 10.

Autrement dit, si la surface  $S_n < \alpha_S S_{n-1}$ , où  $S_n$  correspond à la mesure de la surface de la  $n$ ème ellipsoïde,  $0 \leq \alpha_S \leq 1$  une constante agissant comme un seuil, ou si l'intensité moyenne  $\mu_n < \alpha_I \mu_{n-1}$  avec  $\mu$  la moyenne des intensités présentes dans l'ellipsoïde,  $0 \leq \alpha_I \leq 1$  une constante, alors la méthode relance l'ajustement en prenant les paramètres issue de l'ajustement de l'ellipsoïde ajusté à l'étape  $n - 1$ ,  $\beta_n = \beta_{n-1}$ .

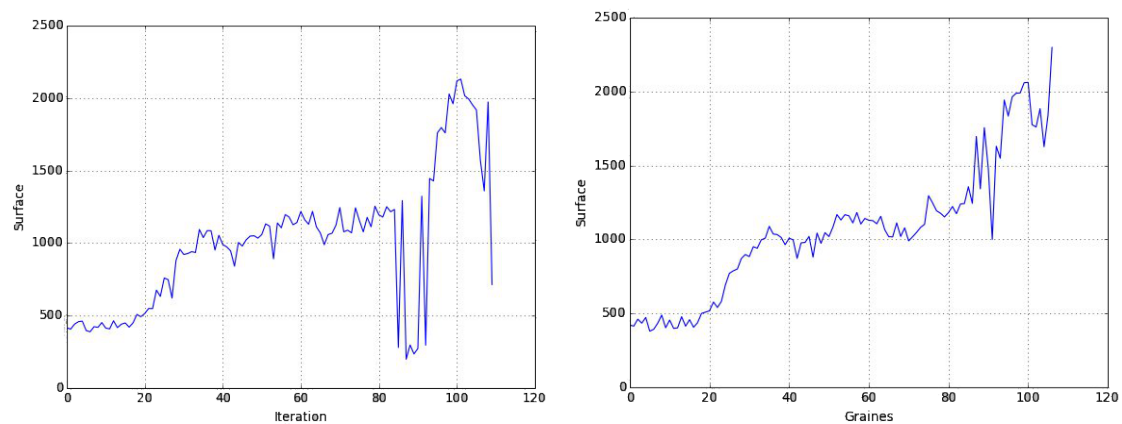


FIGURE 10 – Courbes des mesures de surfaces pour chaque ajustement : À gauche sans régularisation, à droite avec régularisation. L'axe des abscisses représente les  $N$  ellipsoïdes, l'axe des ordonnées correspond à la mesure de la surface de l'ellipsoïde. On peut remarquer que le décrochage, dû à la convergence des ellipsoïdes vers un maximum local est corrigé lorsque l'on prend en compte la cohérence de la surface des ellipsoïdes.

### 4.3.3 Évaluation

L'évaluation de cette première étape se fait avec trois mesures, celui du coefficient de dice, le taux de recouvrement et le taux de mauvais recouvrement. Le coefficient de dice est donnée par :

$$Dice(A, B) = 2 \frac{|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (9)$$

Le taux de bon recouvrement s'exprime comme le pourcentage du volume de la vérité terrain recouvert par le volume segmenté par la méthode, c'est la mesure la plus importante car les étapes suivantes vont dépendre directement du bon recouvrement de l'aorte.

$$Taux_{Bon}(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A|} \quad (10)$$

Le taux de mauvais recouvrement représente le pourcentage du volume obtenu par la segmentation se trouvant en-dehors de la vérité terrain.

$$Taux_{mauvais}(A, B) = \frac{|\bar{A} \cap B|}{|B|} \quad (11)$$

Les évaluations ont été faites à partir de deux aortes partiellement segmentées plus une aorte entièrement segmentée (cf. figure 11). La segmentation a été faite à la main par une étudiante en médecine. Le temps nécessaire pour effectuer la segmentation manuelle d'une aorte en cours de dissections est très long. Ce qui limite le nombre de vérités terrain disponibles pour évaluer la méthode développée. Les volumes partiels

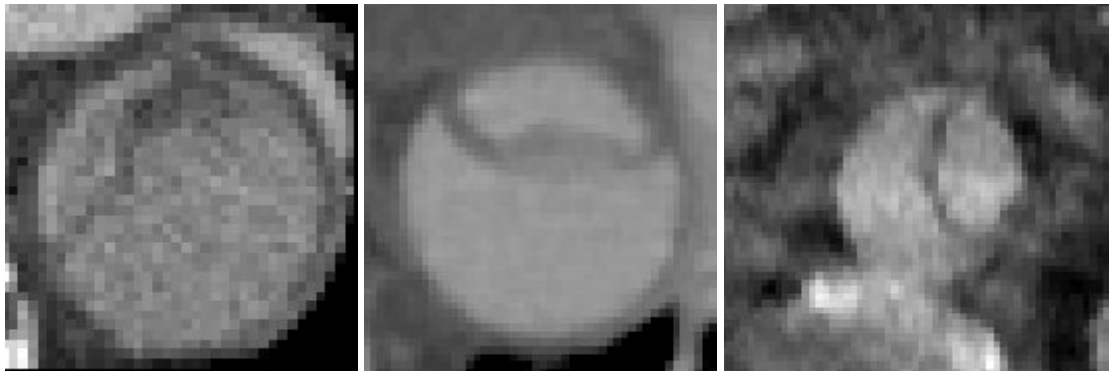


FIGURE 11 – Coupe des trois données servant à l'évaluation, Trois difficulté des données, large déchirure, mauvais rapport SNR, présence d'inhomogénéité dû au artefact

sont des données comprenant deux parties de l'aorte segmentées. La segmentation du premier volume débute au niveau de la porte d'entrée de la dissection et se prolonge sur environ 2 vertèbres, de la vertèbre T1 à la T2 pour la première vérité terrain, et sur T5 et T6 pour la deuxième vérité terrain. La deuxième segmentation est celle d'un volume compris entre le début de la vertèbre lombaire L4 et la fin de la vertèbre L5.

Données	Coef. de Dice	Bon recouvrement	Mauvais recouvrement
Volume complet	0.90	0.95	0.13
Volume partiel 1	0.90	0.94	0.12
Volume partiel 2	0.91	0.93	0.10

Les résultats obtenus montrent que la méthode d'ajustement d'ellipsoïde pour la segmentation de l'aorte permet d'extraire une carte de manière robuste. Résolvant les problèmes causés par la déchirure et par l'inhomogénéité globale des intensités de l'aorte. Les résultats de l'évaluation montrent un taux de mauvais recouvrement relativement important. Ce mauvais recouvrement correspond à un recouvrement des zones qui sont autour de l'aorte. Ce cas n'est pas gênant car les voxels appartenant aux organes en arrière plan de l'aorte ont un niveau d'intensité différents de celle des zones circulantes de l'aorte que la méthode extraira par la suite.

#### 4.4 Segmentation du vrai et faux chenal, localisation des déchirures

La discrimination des deux chenaux et la localisation des déchirures se fait à partir de la carte de segmentation décrite dans la section précédente. Ces deux éléments vont être extraits de la partie nommée zone circulante. Les zones circulantes sont marquées par une forte concentration en produit de contraste.

##### 4.4.1 Extraction des zones circulantes

La deuxième étape de la segmentation consiste à séparer les voxels appartenant aux zones de sang circulant du reste, c'est à dire du sang avec une concentration de produit de contraste assez haute. La première approche pour effectuer cela a été de segmenter le masque en deux classes. La première classe étant considérée comme l'arrière plan, et la seconde comme étant le sang avec PC, une reconstruction en trois dimensions de cette carte est représentée figure 12).

##### Seuillage au sens du maximum à posteriori

Cette méthode a pour objectif de fixer un seuil au sens du maximum à posteriori afin de séparer les données en deux classes. Le modèle retenu pour l'apparence étant un mélange de distribution gaussienne. Une première étape va être d'estimer les paramètres de ces gaussiennes. Un algorithme EM permet d'estimer les paramètres des 5 distributions gaussiennes. Les intensités d'arrière plan sont représentées par par trois gaussiennes. Et pour les intensités du sang avec produit de contraste, deux gaussiennes représentant le sang avec PC circulant dans les deux chenaux.

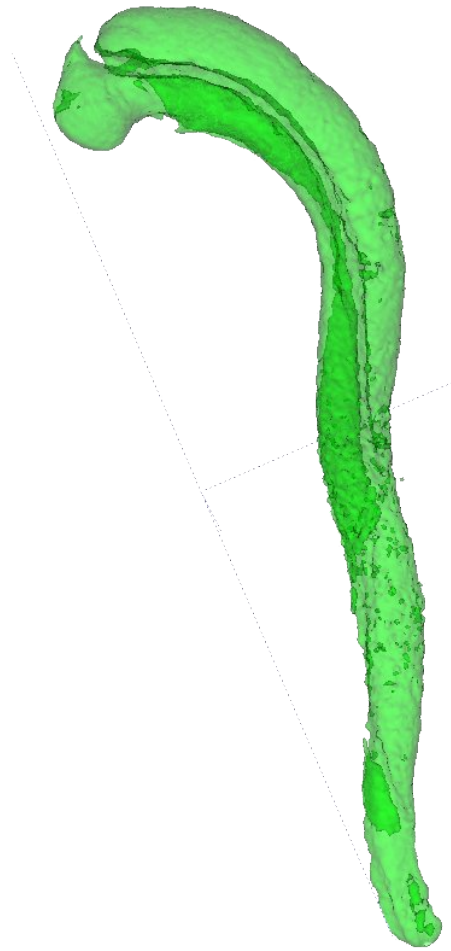


FIGURE 12 – Reconstruction 3D après la segmentation des parties circulantes

L'hypothèse d'homogénéité des intensités par sous-volume ne permet pas d'estimer les paramètres pour tout le volume de l'aorte. Les paramètres sont ainsi estimés pour plusieurs sous-volumes, suffisamment petits pour vérifier l'hypothèse d'homogénéité des intensités, du masque de segmentation.

Le seuil  $\tau$  est défini de sorte que.

$$\frac{f(X \in Sang)}{f(X \in Reste)} \underset{\omega_{Reste}}{\overset{\omega_{Sang}}{\geq}} \tau \quad (12)$$

Le problème de cette méthode vient lorsque le niveau de signal à bruit devient trop élevé, le taux de mauvaise segmentation devient trop important. Ce qui induit des erreurs dans la troisième étape qui vise à extraire le faux et le vrai chenal.

### Maximum des modes à posteriori avec un modèle de chaîne de markov

Dans le but d'améliorer la qualité de la segmentation un modèle de voisinage a été intégré. Celui-ci est le modèle des chaînes de markov cachées. La segmentation va nécessiter une estimation des paramètres des distributions du mélange de gaussienne ainsi que des probabilités de transitions nommées  $a_{i,j}$ .

La chaîne est parcourue en spirale sur chaque coupe axiale et en remontant du bas vers le haut de l'aorte. Le sens de parcours va de l'extérieur vers l'intérieur, remonte d'une coupe puis va de l'intérieur de l'aorte vers l'extérieur.

L'estimation des paramètres du modèle de chaîne de markov cachée avec une distribution des observations suivant un mélange de gaussienne se fait avec la méthode EM. Dont chaque itération est décomposée en deux étapes. La première vise à estimer les paramètres des 5 gaussiennes puis à calculer la distribution des probabilités des deux classes. La seconde utilise la probabilité de ces deux classes pour estimer les probabilités de transition  $a_{i,j}$ .

Une chaîne de markov cachée est définie tel que  $P(X_i|X_{i+1}, \dots, X_N) = P(X_i|X_{i+1})$ .

La segmentation se fera par la méthode du maximum des modes à posteriori (MPM) qui vise à trouver  $X$  tel que  $P(X_i|Y) = \max_{x_n \in \Omega} P(X_n|Y)$ .

$$P(X_n|Y) = \frac{\alpha_n(x_n)\beta_n(x_n)}{\sum_{x_m \in \Omega} \alpha_m(x_m)\beta_m(x_m)} \quad (13)$$

Où  $\alpha_n(x_n) = p(x_1, y_1, \dots, y_n)$  et  $\beta_n(x_n) = p(y_n, y_{n+1}, \dots, y_N|x_n)$

#### 4.4.2 Extraction du vrai et faux chenal

L'étape d'extraction des parties circulantes permet d'obtenir une carte, d'une seule composante connexe, des parties de l'aorte. Cette carte représente les parties où le sang circule. L'hypothèse pour discriminer les deux chenaux est qu'en supprimant tous les voxels appartenant aux déchirures, ces voxels formant des ponts entre les deux chenaux, au minimum deux structures connexes apparaîtront, comme le montre la figure 13. Dans cette idée une méthode permettant de supprimer ces déchirures a été implémentée.

La technique utilisée est une opération d'ouverture itérative. Tant qu'une seule structure connexe est détectée dans le volume analysé, la taille de l'élément structurant servant à l'opération d'ouverture est augmenté. L'élément structurant choisi pour effectué cette ouverture est une sphère. Ce choix a été fait car cette forme simple fournit



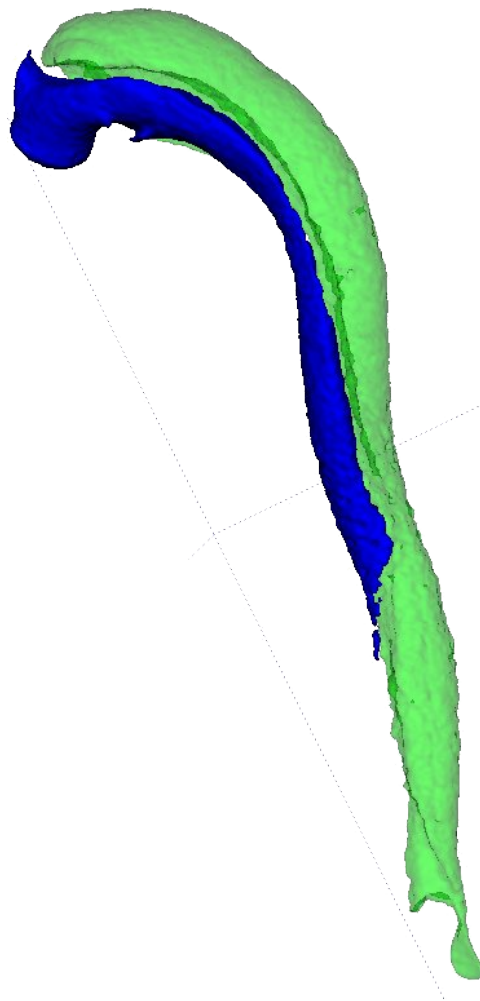


FIGURE 13 – Reconstruction 3D après la discrimination du vrai et du faux chenal : en bleu le vrai chenal et en vert le faux chenal

les meilleurs résultats.

Cette étape est très dépendante de la qualité de la segmentation en volume de sang circulant faite à l'étape précédente. Si le taux de faux négatif est trop important la séparation peut apparaître dans le volume du faux chenal ou du vrai chenal à la place d'être entre ces deux volumes.

En supprimant les voxels appartenant à la zone de déchirure cette technique permet conjointement de discriminer et d'extraire les deux chenaux du volume de l'aorte. Cette étape permet ainsi de calculer des mesures de volume et de surface sur les deux chenaux.

```

Data:  $V = \{v_i | 0 \leq i \leq N\}$ 
for  $0 \leq i \leq N$  do
  | while Nombre de composante connexe dans  $v_i = 1$  do
  | |  $v_i \leftarrow v_i \circ \delta_d;$ 
  | |  $d \leftarrow d + 1;$ 
  | end
end

```

**Algorithm 2:** Ouverture itérative : À chaque itération l'élément structurant  $\delta_d$  augmente sa taille  $d$  jusqu'à ce que plusieurs composantes connexes soient détectées dans le volume  $v_i$  traité

#### 4.4.3 Localisation des déchirures

La localisation des déchirures se fait simplement à partir de la carte des vrais et faux chenaux discriminés obtenue après l'étape d'ouverture itérative. L'opération d'ouverture itérative a pour effet de supprimer des voxels de la carte des zones circulantes. Créant ainsi un minimum de deux composantes connexes.

La réaffectation des labels sur les voxels supprimés se fait par couches successives. Chaque voxel se verra attribué le label de ces voxels voisins si tout ses voisins sont marqués par le même label. Sinon il sera marqué comme faisant parti d'une déchirure car il se trouve à l'interface de deux chenaux. De cette manière la portes d'entrée et les portes de ré-entrée peuvent être localisées et étudiées (cf. figure 14). Chaque groupe de voxels représentant un ensemble connexe sera vu comme une déchirure. L'épaisseur de chaque groupe étant d'un voxel, il est possible de calculer facilement la surface de la déchirure, celle-ci étant égale au nombre de voxels.

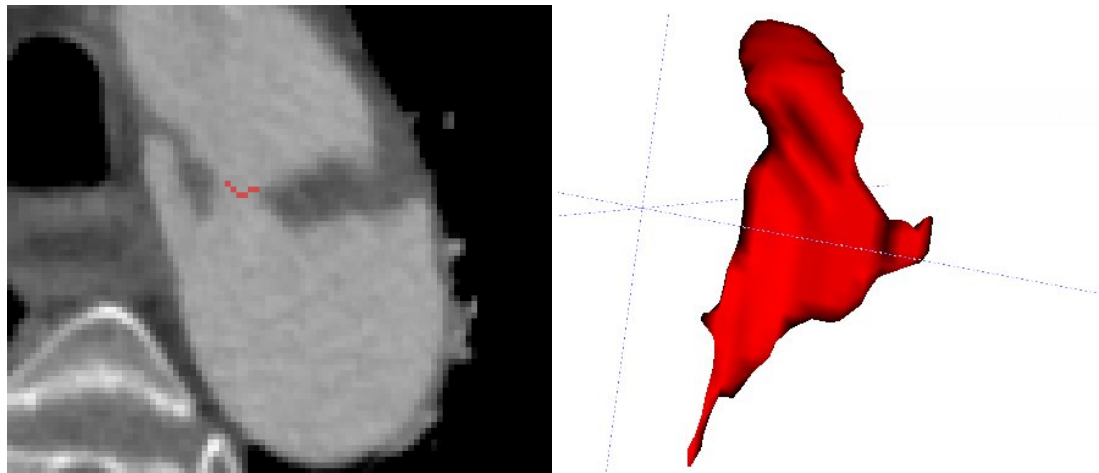


FIGURE 14 – à gauche une coupe axiale représentant en rouge les voxels localisant la porte d'entrée, à droite reconstruction 3D de cette porte d'entrée

#### 4.4.4 Évaluation

##### Extraction des parties circulantes

L'évaluation de la méthode permettant d'extraire le volume de l'aorte où le sang circule se fera par les mêmes critères que l'évaluation de l'étape d'extraction du masque de segmentation par l'ajustement d'ellipsoïdes le long du squelette reconstruit par interpolation b-spline.

Les premiers résultats obtenus présentés ici sont ceux issus de la méthode de seuillage au sens du MAP, ces résultats sont loin d'être satisfaisant, le taux de bon recouvrement est trop faible pour avoir une précision suffisante pour la détection des portes d'entrée et de ré-entrée ainsi que pour extraire les volumes des différents chenaux.

Données	Coef. de Dice	Bon recouvrement	Mauvais recouvrement
Volume complet	0.69	0.54	0.013
Volume partiel 1	0.86	0.78	0.03
Volume partiel 2	0.80	0.71	0.06

Ci-dessous, les résultats obtenues avec la méthode des MPM. Les résultats sont meilleurs, pour les données correspondant aux vérités terrain du volume complet de l'aorte et du premier volume partiel, que ceux résultant du simple seuillage. Ces données sont caractérisées par un mauvais rapport signal sur bruit pour le premier volume et une large déchirure avec un niveau d'intensité différent entre les deux chenaux pour le second. Le score plus mauvais pour le deuxième volume partiel s'explique par le fait que les artefacts ont comme influence de baisser le niveau d'intensité sur les voxels où ils sont présents ce qui a pour effet de rendre certaines zones circulantes moins contrasté avec les déchirures. Les informations sur le voisinage ne permettent pas de résoudre ce genre de détérioration, elles ont tendance à avoir une influence inverse en augmentant le taux de faux négatifs.

Données	Coef. de Dice	Bon recouvrement	Mauvais recouvrement
Volume complet	0.87	0.84	0.04
Volume partiel 1	0.88	0.81	0.03
Volume partiel 2	0.77	0.65	0.06

L'utilisation de la modélisation par chaîne de Markov cachée (CMC) apporte une meilleure précision de segmentation. Cependant, il est possible de remarquer que la qualité de segmentation sur les données disposant d'une vérité terrain est encore insuffisante pour espérer détecter avec une grande précision les déchirures correspondantes aux portes de ré-entrée. Le taux de faux positif trop élevé induit une mauvaise précision sur la localisation des couches déchirées clivant le sang avec forte proportion du produit de contraste. Cela est en parti dû au sens de parcours la chaîne de markov qui n'est peut-être pas optimal. Un sens de parcours qui irait de haut en bas, avant d'aller

de l'extérieur vers l'intérieur, en suivant les plans normaux à la tangente de la courbe du squelette pourrait fournir de meilleurs résultats.

#### Extraction du vrai et du faux chenal

L'évaluation de l'étape d'extraction des deux chenaux de l'aorte montre des résultats qui ne sont pas encore suffisamment satisfaisants. Ci-dessous le tableaux récapitulatif des scores évaluant la précision de l'extraction du faux chenal dans la carte des zones de sang circulant.

Données	Coef. de Dice	Bon recouvrement	Mauvais recouvrement
Volume complet	0.84	0.81	0.13
Volume partiel 1	0.91	0.85	0.02
Volume partiel 2	0.48	0.49	0.40

Le volume de données présentant des artefacts possède des scores de bonne segmentation très bas. Montrant ainsi que la technique de segmentation actuelle n'est pas suffisamment robuste à ce genre de détérioration des données. Malgré cela, la technique utilisée actuellement fournit de bon résultat avec des scores de bonne segmentation, comme l'indique l'étude du premier volume partiel, score se rapprochant de ceux permettant une détection fiable des portes de ré-entrée.

Ci-dessous l'évaluation de la précision d'extraction du vrai chenal à partir de cette même carte.

Données	Coef. de Dice	Bon recouvrement	Mauvais recouvrement
Volume complet	0.50	0.33	0.006
Volume partiel 1	0.82	0.73	0.04
Volume partiel 2	0.39	0.35	0.42

Les résultats du premier volume partiel montre que la méthode fonctionne lorsque le niveau de bruit est suffisamment faible. Le manque de précision de cette étape vient du taux de faux positif trop élevé après l'étape qui consiste à extraire la carte des zones de sang circulant. Ce taux de faux positif élevé entraîne des connections entre les deux chenaux trop grandes pour être détectées correctement avec la méthode d'ouverture itérative et provoque l'apparition de plusieurs composantes connexes dans les vrais et faux chenaux. Ce problème est extrêmement gênant car il provoque de fausses détections de portes de ré-entrée.

## 5 Conclusion et perspectives

### 5.1 Conclusion

Nous avons réussi à développer une méthode pour segmenter et extraire les paramètres sur des données caractérisées par un faux chenal circulant. Cette méthode permet d'extraire des informations comme le volume du vrai et faux chenal ainsi que le volume complet de l'aorte. Elle permet aussi de localiser et d'étudier les propriétés des portes d'entrée et de ré-entrée.

Cette méthode composée de trois étapes principales (cf figure 15), qui adopte une stratégie allant du plus grossier vers le plus précis, permet de résoudre les problèmes rencontrés successivement. En effet, la première partie de la méthode permet d'extraire l'aorte avec une grande robustesse et ce, malgré la déchirure induit par la pathologie des dissections aortiques. Cette première segmentation est ensuite affinée en sélectionnant les voxels représentant les zones circulantes, ce sont ces zones qui apporteront les informations sur les paramètres médicaux qui pourront être extrait par cette méthode.

Un compromis a été fait entre le nombre d'interactions avec l'utilisateur, le niveau d'automatisme et la robustesse de l'algorithme. Ce compromis se trouve dans le seul positionnement de points de contrôle le long de l'aorte. Ce qui pose des contraintes fortes sur la localisation de l'aorte et donne une initialisation fiable pour l'étape d'ajustement du modèle paramétrique qui donnera le cadre de travail pour la suite de la segmentation.

La méthode combine plusieurs techniques de segmentation issues des différentes grandes familles d'outils du domaine du traitement d'image : La première partie de la méthode est faite par l'ajustement d'un modèle paramétrique sur les données brutes. La choix d'un modèle paramétrique a été fait pour les contraintes géométriques intrinsèques aux modèles. Ce sont ces contraintes géométriques qui permettent à la segmentation de ne pas partir dans des zones qui ne contiennent aucune information pertinente à la dissection aortique.

La technique de segmentation suivante est celle des maximum des modes à posteriori. Cette technique est empruntée au domaine du traitement statistique des images. La segmentation est effectuée avec un modèle de chaîne de markov cachée qui permet de diminuer le taux d'erreur par rapport à une segmentation classique basée uniquement sur l'intensité des voxels.

La dernière famille d'outils du traitement d'image est utilisé pour la discrimination des deux chenaux et la détection des portes d'entrées. Cette étape est effectué avec les outils issus de la morphologie mathématique. Cette dernière est fortement dépendante de la qualité de la segmentation issues des étapes précédentes. Elle permet néanmoins d'extraire de façon quantitative les informations recherchées.

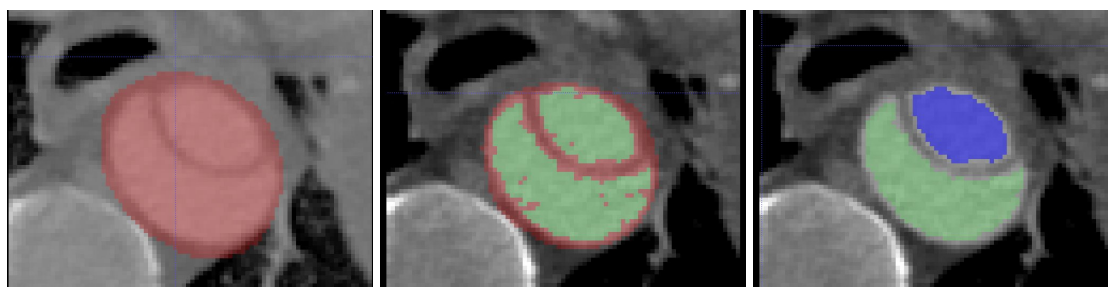


FIGURE 15 – Les différentes étapes de la méthode de segmentation développée, de gauche à droite, résultat après ajustement d'ellipsoïde, après extraction des parties circulantes des vrai et faux chenaux et enfin la discrimination des deux chenaux

## 5.2 Perspectives

Comme le montre l'évaluation des résultats obtenus suite à la discrimination du vrai et du faux chenal, l'étape de segmentation des zones circulantes doit être en mesure de fournir de meilleurs résultats. Parmi les idées qui n'ont pas pu être testées durant ce stage il y a : un sens de parcours de la chaîne de Markov spiralant le long de l'aorte du haut vers le bas et inversement en allant de l'extérieur vers l'intérieur de l'aorte ne se limitant plus aux coupes axiales mais suivant les plans normaux au squelette obtenu avec la courbe formée par l'interpolation b-spline de la position des centres de chaque ellipsoïde ajustée. Ce sens de parcours pourrait améliorer la qualité de la segmentation des parties circulantes car il correspond plus à la nature du sens de circulation du sang dans l'aorte. Cependant, une difficulté levée par ce sens de parcours se trouve dans l'interpolation des voxels du plan sur les données et la manière de s'assurer qu'un même voxel n'a pas été parcouru plusieurs fois. Les récents développements de méthodes d'optimisation pouvant permettre l'utilisation d'une modélisation par champ de Markov tels que la méthode d'optimisation par graph cuts pourraient aussi donner de bons résultats, avec l'avantage d'éviter les problèmes liés au choix du sens de parcours.

Pour finir, le travail effectué durant ce stage ne recouvrant pas tout les cas de dissection aortique de type B. Des méthodes dont l'intensité ne serait pas le seul critère de segmentation devraient être développées. En effet, dans certains cas comme les données ayant un faux chenal partiellement ou complètement thrombosé, l'intensité seul ne permet pas de résoudre correctement les problèmes amenés par la forte inhomogénéité des voxels d'un même chenal. Ce qui rend impossible l'ajustement d'un modèle paramétrique. Il serait intéressant de trouver d'autres caractéristiques discriminant ces données.

## Références

- [1] Ismail Ben Ayed, Michael Wang, Brandon Miles, and Gregory J Garvin. Tric : Trust region for invariant compactness and its application to abdominal aorta segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2014*, pages 381–388. Springer, 2014.
- [2] Christian Bauer and Horst Bischof. A novel approach for detection of tubular objects and its application to medical image analysis. In *Pattern Recognition*, pages 163–172. Springer, 2008.
- [3] Jose Caballero, Wenjia Bai, Anthony N Price, Daniel Rueckert, and Joseph V Hajnal. Application-driven mri : Joint reconstruction and segmentation from under-sampled mri data. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2014*, pages 106–113. Springer, 2014.
- [4] Charles Florin, Nikos Paragios, and Jim Williams. Particle filters, a quasi-monte carlo solution for segmentation of coronaries. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2005*, pages 246–253. Springer, 2005.
- [5] Alejandro F Frangi, Wiro J Niessen, Koen L Vincken, and Max A Viergever. Multiscale vessel enhancement filtering. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI’98*, pages 130–137. Springer, 1998.
- [6] Moti Freiman, Noah Broide, Miriam Natanzon, Einav Nammer, Ofek Shilon, Lior Weizman, Leo Joskowicz, and Jacob Sosna. Vessels-cut : a graph based approach to patient-specific carotid arteries modeling. In *Modelling the Physiological Human*, pages 1–12. Springer, 2009.
- [7] Ola Friman, Milo Hindennach, Caroline Kühnel, and Heinz-Otto Peitgen. Multiple hypothesis template tracking of small 3d vessel structures. *Medical image analysis*, 14(2) :160–171, 2010.
- [8] Marcela Hernández-Hoyos, Alfred Anwander, Maciej Orkisz, Jean-Pierre Roux, Philippe Douek, and Isabelle E Magnin. A deformable vessel model with single point initialization for segmentation, quantification, and visualization of blood vessels in 3d mra. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2000*, pages 735–745. Springer, 2000.
- [9] Uwe Jandt, Dirk Schäfer, Michael Grass, and Volker Rasche. Automatic generation of 3d coronary artery centerlines using rotational x-ray angiography. *Medical Image Analysis*, 13(6) :846–858, 2009.
- [10] Karl Krissian, Grégoire Malandain, Nicholas Ayache, Régis Vaillant, and Yves Troussel. Model-based detection of tubular structures in 3d images. *Computer vision and image understanding*, 80(2) :130–171, 2000.
- [11] Caroline Lacoste, Gérard Finet, and Isabelle E Magnin. Coronary tree extraction from x-ray angiograms using marked point processes. In *Biomedical Imaging : Nano to Macro, 2006. 3rd IEEE International Symposium on*, pages 157–160. IEEE, 2006.

- [12] Jack Lee, Patricia Beighley, Erik Ritman, and Nicolas Smith. Automatic segmentation of 3d micro-ct coronary vascular images. *Medical image analysis*, 11(6) :630–647, 2007.
- [13] David Lesage, Elsa D Angelini, Isabelle Bloch, and Gareth Funka-Lea. Medial-based bayesian tracking for vascular segmentation : Application to coronary arteries in 3d ct angiography. In *Biomedical Imaging : From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on*, pages 268–271. IEEE, 2008.
- [14] David Lesage, Elsa D Angelini, Isabelle Bloch, and Gareth Funka-Lea. A review of 3d vessel lumen segmentation techniques : Models, features and extraction schemes. *Medical image analysis*, 13(6) :819–845, 2009.
- [15] Liana M Lorigo, Olivier D Faugeras, W Eric L Grimson, Renaud Keriven, Ron Kikinis, Arya Nabavi, and C-F Westin. Curves : Curve evolution for vessel segmentation. *Medical Image Analysis*, 5(3) :195–206, 2001.
- [16] Rashindra Manniesing, Michiel Schaap, Sietske Rozie, Reinhard Hameeteman, Danijela Vukadinovic, Aad van der Lugt, and Wiro Niessen. Robust cta lumen segmentation of the atherosclerotic carotid artery bifurcation in a large patient population. *Medical image analysis*, 14(6) :759–769, 2010.
- [17] Julien Mille and Laurent D Cohen. Deformable tree models for 2d and 3d branching structures extraction. In *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2009. CVPR Workshops 2009. IEEE Computer Society Conference on*, pages 149–156. IEEE, 2009.
- [18] Nicolas Passat, Christian Ronse, Joseph Baruthio, J-P Armspach, and Claude Maillot. Magnetic resonance angiography : from anatomical knowledge modeling to vessel segmentation. *Medical Image Analysis*, 10(2) :259–274, 2006.
- [19] Yoshinobu Sato, Shin Nakajima, Nobuyuki Shiraga, Hideki Atsumi, Shigeyuki Yoshida, Thomas Koller, Guido Gerig, and Ron Kikinis. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. *Medical image analysis*, 2(2) :143–168, 1998.
- [20] Ken Shoemake. Animating rotation with quaternion curves. In *ACM SIGGRAPH computer graphics*, volume 19, pages 245–254. ACM, 1985.
- [21] Luc Soler, Hervé Delingette, Grégoire Malandain, Johan Montagnat, Nicholas Ayache, Christophe Koehl, Olivier Dourthe, Benoit Malassagne, Michelle Smith, Didier Mutter, et al. Fully automatic anatomical, pathological, and functional segmentation from ct scans for hepatic surgery. *Computer Aided Surgery*, 6(3) :131–142, 2001.
- [22] Vinh-Thong Ta, Rémi Giraud, D Louis Collins, and Pierrick Coupé. Optimized patchmatch for near real time and accurate label fusion. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2014*, pages 105–112. Springer, 2014.
- [23] James Alexander Tyrrell, Emmanuelle di Tomaso, Daniel Fuja, Ricky Tong, Kevin Kozak, Rakesh K Jain, and Badrinath Roysam. Robust 3-d modeling of vasculature



- imagery using superellipsoids. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 26(2) :223–237, 2007.
- [24] Michael Unser. Splines : A perfect fit for signal and image processing. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 16(6) :22–38, 1999.
- [25] Alexander Vasilevskiy and Kaleem Siddiqi. Flux maximizing geometric flows. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 24(12) :1565–1578, 2002.
- [26] Zehan Wang, Kanwal K Bhatia, Ben Glocker, Antonio Marvao, Tim Dawes, Kazunari Misawa, Kensaku Mori, and Daniel Rueckert. Geodesic patch-based segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2014*, pages 666–673. Springer, 2014.
- [27] Guorong Wu and Dinggang Shen. Hierarchical label fusion with multiscale feature representation and label-specific patch partition. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2014*, pages 299–306. Springer, 2014.
- [28] Chenyang Xu and Jerry L Prince. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 7(3) :359–369, 1998.

## **Résumé**

Ce mémoire traite des travaux effectués lors de mon stage de fin d'étude. Ces travaux s'inscrivent dans le contexte du traitement d'image médicale. Ils portent sur la segmentation et l'extraction de paramètres médicaux liés à la problématique du remodelage aortique aux cours des dissections de type B. L'évolution du remodelage aortique, suite à une dissection, est encore mal connue à ce jour. Les médecins ont donc besoin d'outils leur permettant d'extraire des paramètres décrivant la morphologie de l'aorte et des propriétés de la dissection, comme le volume, la position des différentes déchirures etc... L'extraction de ces paramètres nécessite préalablement une segmentation fine de l'aorte et de sa dissection. Ce type de pathologie entraîne un grand nombre de problème d'un point de vue purement traitement d'image. Ces problèmes rendent l'étape de segmentation délicate. Les travaux effectués durant ce stage et exposés dans ce mémoire ont pour objectif d'apporter une méthode pour les résoudre.