

Titre: Reconstruction 3D des artères coronaires à partir d'images angiographiques pour la visualisation en ligne des anévrismes
Title: angiographiques pour la visualisation en ligne des anévrismes

Auteur: Séverine Habert
Author:

Date: 2012

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Habert, S. (2012). Reconstruction 3D des artères coronaires à partir d'images angiographiques pour la visualisation en ligne des anévrismes [Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.
Citation: <https://publications.polymtl.ca/976/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/976/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Farida Cheriet, & Nagib Dahdah
Advisors:

Programme: Génie biomédical
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

RECONSTRUCTION 3D DES ARTÈRES CORONAIRES À PARTIR D'IMAGES
ANGIOGRAPHIQUES POUR LA VISUALISATION EN LIGNE DES ANÉVRISMES

SÉVERINE HABERT
INSTITUT DE GÉNIE BIOMÉDICAL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE BIOMÉDICAL)
DÉCEMBRE 2012

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

RECONSTRUCTION 3D DES ARTÈRES CORONAIRES À PARTIR D'IMAGES
ANGIOGRAPHIQUES POUR LA VISUALISATION EN LIGNE DES ANÉVRISMES

présenté par : HABERT Séverine

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès Sciences Appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. MARTEL Sylvain, Ph.D., président

Mme CHERIET Farida, Ph.D., membre et directrice de recherche

M. DAHDAH Nagib, MD, membre et codirecteur de recherche

M. DUONG Luc, Ph.D., membre

A mes amis et à ma famille

REMERCIEMENTS

Je remercie ma directrice de recherche, Mme Farida Cheriet, pour sa supervision toujours avisée, la confiance et le soutien qu'elle m'a accordé ainsi que les opportunités qu'elle m'a ouvertes. Elle m'a laissé entrer dans son laboratoire et j'ai découvert la recherche grâce à elle. Les temps passés au LV4D m'ont confortée dans l'idée qui m'a fait venir à Montréal : je veux faire de la recherche. Je tiens aussi à remercier mon codirecteur de recherche, Dr Nagib Dahdah, qui par sa diligence et son exigence a rendu nos travaux meilleurs. Son expertise a été d'une aide précieuse dans nos travaux. J'adresse également mes remerciements à M Sylvain Martel, pour avoir accepté de présider mon jury. Je remercie vivement M Luc Duong, membre externe, pour l'intérêt qu'il a porté à mon travail en acceptant de participer au jury. Je remercie le programme Méditis et le CRNSG pour le financement durant la maîtrise ainsi que le stage. Je voudrais remercier Supélec pour m'avoir donné l'opportunité de venir à Montréal en double diplôme et M Alain Bravo le directeur de Supélec d'être venu visiter le LIV4D par surprise et apprendre sur mes travaux. Cette maîtrise signe aussi la fin de mes études françaises. Je voudrais remercier les personnes ayant eu une part dans ce projet : les technologues du KT de l'Hôpital Sainte-Justine pour m'avoir fourni les données et David Rivest-Hénault pour la segmentation du CT-scan réalisée en temps éclair. Mes sincères remerciements vont vers mes actuels et ex-collègues du laboratoire LIV4D : Lama Séoud, Rola Harmouche et Najat Chihab pour leurs soutiens en cas de doute et la Zumba, Mathias Adankon pour sa positive attitude, Sébastien Grenier et David Thivierge-Gaulin pour les aides en programmation, Hervé Lombaert, Nesrine Zaglam, Cédric Meurée, Mahnaz Fasih et Cosmin Luduşan. Je remercie aussi notre associé de recherche, Philippe Debanné pour son aide. Chacun a apporté un peu de sa personnalité et bonne humeur au LIV4D. J'ai passé de bons moments dans le laboratoire, il m'était très agréable de venir travailler, ça m'a motivée et sûrement aidée à avancer rapidement. Je voudrais encore remercier ma directrice de recherche, Mme Cheriet, pour m'avoir donné l'opportunité d'effectuer un stage à Siemens Corporate Research. Ce stage a été une expérience formidable et je ne la remercierai jamais assez de m'y avoir envoyée, bien que je n'ai pas pu travailler sur la maîtrise durant ce temps. Je remercie donc Khurd Parmeshwar de m'avoir supervisée durant mon stage et de m'avoir laissée totalement libre de revenir à Montréal quand mes devoirs me rappelaient ici ainsi que Christophe Chefd'Hotel de m'avoir donné cette place. Enfin, je ne remercierai jamais assez ma famille en France pour le soutien qu'ils m'ont apporté durant deux ans par Skype. Ils m'ont suivie dans mes tribulations venant me voir au Canada et aux États-Unis. J'ai toujours apprécié de les recevoir et de leur faire découvrir « mes nouveaux pays ». Je remercie ainsi

ma mère Geneviève Habert qui a souvent joué la psychothérapeute durant mes moments de doute, mon père Ange Habert pour ses sourires sur Skype et Loïc Habert pour ses avis et sa franchise quand ça n'allait pas. Vous m'avez manqué. Je voudrais remercier mes proches amis Samuel Félix de Sousa Jr pour son soutien moral, sa curiosité intellectuelle et les bons souvenirs dans la French House et Mathilde Peyrega pour avoir été ma colocataire durant pratiquement tout ce séjour à Montréal.

RÉSUMÉ

La maladie de Kawasaki est une pathologie pédiatrique provoquant un dérèglement immunitaire. Elle entraîne une inflammation des vaisseaux sanguins de moyen et grand calibres. Chez environ 30% des patients non traités apparaissent une inflammation des artères coronaires, qui se manifeste par l'apparition d'anévrismes et peut mener, par la suite, à un décès par infarctus du myocarde. Ces anévrismes sont diagnostiqués par un examen angiographique en injectant dans les artères du patient un produit de contraste réactif aux rayons X. Les anévrismes sont alors observables sur les différentes séquences d'images 2D acquises à différents angles de vue à l'aide d'un C-arm biplan. Ces images permettent une évaluation qualitative, mais ne sont pas suffisantes pour pouvoir attester correctement de la géométrie 3D, parfois complexe, des anévrismes. Ceci oblige les médecins à multiplier le nombre de vues angiographiques, ce qui entraîne sur-irradiation du patient aux rayons X. Une solution que nous proposons dans ce projet est d'effectuer une reconstruction 3D des artères coronaires à l'aide des images angiographiques. L'objectif de cet outil est d'être rapide et automatique afin de pouvoir être utilisé dans le cadre d'un examen angiographique. L'acquisition d'une nouvelle image ne se fera que si la reconstruction actuelle est insuffisante pour le médecin et nécessite plus d'informations, permettant ainsi de rationaliser le nombre de vues au minimum nécessaire. Les algorithmes de stéréoscopie, couramment utilisés pour la reconstruction 3D des artères coronaires, ne permettent pas une reconstruction d'un volume en simplifiant la plupart du temps l'artère à sa ligne centrale et rayons. De plus, le temps de mise en correspondance entre les images ne permet pas une utilisation itérative au cours de l'examen angiographique. Afin d'obtenir une reconstruction 3D volumique des artères coronaires, nous avons choisi de nous pencher sur la technique de Forme à partir de la silhouette. Cette méthode permet à partir de silhouettes d'un objet placées dans les différentes vues de reconstruire cet objet volumiquement. Cette technique présente l'avantage de ne pas être limitée dans le nombre de vues pouvant être utilisé et permet d'obtenir la forme de l'objet, ce qui se prête très bien à notre désir de visualiser la géométrie 3D de l'anévrisme. Nous appliquons donc dans ce mémoire cette méthode à des silhouettes d'artères coronaires, obtenues après segmentation de ces mêmes artères. La reconstruction par voxels de Forme à partir de la silhouette présente l'avantage d'être rapide et automatique (pas de mise en correspondance des images à effectuer). Ainsi, la reconstruction par voxels consiste à tester chaque voxel d'une grille 3D avec la condition suivante : si la projection dans les plans détecteurs du centre du voxel appartient à l'intérieur d'une silhouette pour chaque vue alors ce voxel appartient à la reconstruction. Dans un premier temps, nous testons la méthode Forme à partir de la

silhouette sur des données simulées afin de voir si son application sur des artères coronaires est possible. Pour la génération de ces données, nous avons utilisé un CT-scan nous donnant un modèle 3D d'artères coronaires auquel nous avons rajouté artificiellement un anévrisme. Ce CT-scan à anévrisme ajouté permet aussi de générer des images angiographiques simulées du modèle 3D d'artères et sert d'entrée à l'algorithme Forme à partir de la Silhouette. Le résultat de la reconstruction peut alors être comparé au modèle d'artères 3D. Nous définissons également dans ce mémoire deux métriques afin de comparer la reconstruction et le modèle d'artères : RER pour calculer le taux d'excès de la reconstruction et IR pour calculer le taux d'intersection entre les deux volumes. Nous effectuons cette simulation dans des conditions parfaites, c'est-à-dire avec des images simulées sans bruit et des données de calibrage identiques aux données de reconstruction 3D des images simulées. Le résultat de cette simulation est encourageant, car nous obtenons une reconstruction adéquate au modèle d'artères à partir de seulement 3 vues. L'ajout de vues supplémentaires permet de nettoyer la reconstruction d'occlusions restantes, mais la différence visuelle à partir de 5 vues jusqu'à 7 vues est très peu flagrante, ceci est confirmé dans nos résultats par un plateau sur les valeurs de RER à partir de 5 vues. Ce résultat positif sur la reconstruction en condition parfaite nous permet de considérer une application sur les données cliniques. Avant de tester sur des données cliniques, nous avons ajouté des erreurs sur les données de calibrage afin de voir l'influence de celles-ci sur la reconstruction. Nous avons ajouté des erreurs sur toutes les vues par paramètre en premier pour étudier l'influence de ce paramètre, puis nous avons créé une configuration avec des erreurs sur toutes les vues et tous les paramètres. Cette configuration a été créée en utilisant des valeurs d'erreurs proches de celles pouvant être présentes dans des données angiographiques. Le résultat est que la reconstruction, soumise à des erreurs de calibrage, est atteinte de forte sous-reconstruction. Les expérimentations par paramètre permettent d'isoler les deux principaux responsables qui sont des erreurs sur la translation et le point principal. Nous avons ensuite appliqué l'algorithme Forme à partir de la Silhouette sur des images angiographiques de patients atteints de la maladie de Kawasaki. Nous procédons en premier à la segmentation des artères grâce à un filtre de rehaussement (filtre de Frangi), puis un seuillage et une ouverture morphologique afin d'obtenir au final des silhouettes d'artères. Puis, nous appliquons l'algorithme Forme à partir de la Silhouette à ces images en utilisant comme données de calibrage les données fournies avec les images dans les fichiers DICOM. Les résultats obtenus dans ce mémoire montrent un problème de sous-reconstruction en utilisant les données cliniques. Nous mettons en parallèle ce résultat avec l'expérience de simulation avec des erreurs sur les paramètres. En effet, les erreurs choisies étaient des valeurs réalistes d'erreur sur les paramètres de calibrage et nous obtenions une sous-reconstruction. Les résultats de la simulation des erreurs par paramètre montrent que la translation et le point principal étaient

les données les plus critiques pour notre algorithme. Or, en analysant ces paramètres dans les données angiographiques, nous nous apercevons que celles-ci sont totalement ou partiellement manquantes. Les valeurs que nous avons dû choisir pour les remplacer ou estimer étaient trop entachées d'erreurs et cela a eu pour conséquence une sous-reconstruction. La conclusion de notre travail est donc que la méthode Forme à partir de la Silhouette est appropriée à une application des silhouettes d'artères coronaires, car elle est rapide, automatique et présente de bons résultats avec des données dont le calibrage est correct. Ainsi, pour une future application en clinique, notre algorithme doit comporter une étape de raffinement du calibrage afin d'obtenir une bonne estimation des données de calibrage. Il existe ainsi des méthodes d'auto-calibrage permettant d'estimer correctement ces paramètres à partir des images angiographiques. Après avoir surmonté les difficultés restantes, l'application de notre méthode dans le contexte clinique permettra d'obtenir une visualisation 3D des artères coronaires du patient de manière très rapide et automatique, qui sera utilisable dans le cadre d'un examen angiographique. La démarche itérative proposée permettra de n'acquérir que les vues nécessaires à la reconstruction et de choisir leurs angles de manière optimale. Ceci permettra de réduire l'exposition aux rayons X du patient, mais aussi des technologues durant l'examen.

ABSTRACT

Kawasaki disease is an immune dysfunction that typically affects children under the age of five and causes inflammation of large and medium sized vessels. Kawasaki disease may cause the inflammation of coronary arteries that lead to aneurysms and heart attacks. Aneurysms can be observed by an angiographic examination. A contrast agent is injected into the patient's arteries through a catheter and serves to accentuate the arteries when radiographs are taken. Several image sequences of the arteries from different viewpoints are taken by means of a biplanar C-arm. These images allow a qualitative evaluation but, due to the high degree of overlapping structures that occurs in the 2D X-ray images, an aneurysm's often complex 3D geometry cannot be usually assessed correctly. As a result, the clinician must take several image series from different viewpoints, which leads to patient over-irradiation when unnecessary views are acquired. The solution proposed in this work is to create a 3D reconstruction of the coronary arteries from the angiographic images. The reconstruction method must be fast and automatic in order to be used during an angiographic examination. Also, we should be able to integrate newly acquired views to the existing 3D reconstruction, and new images should be taken only if the current reconstruction is not yet sufficient for the physician, thereby restricting the number of view to the minimum required. Furthermore, the 3D reconstruction made "on the fly" should provide hints as to which new viewing angle to use. Such an iterative approach could also contribute toward reducing the number of angiographic views. The current state of the art in 3D reconstruction of coronary arteries invariably exploits stereoscopic vision algorithms. These approaches generally do not yield volume-based reconstructions since they simplify the artery to a centerline and radii, which is too coarse to represent the geometry of an aneurysm. Moreover, the stereo matching step is too time consuming to be integrated in an iterative procedure during an angiographic examination. To obtain a volume-based 3D reconstruction of the coronary arteries, we decided to focus on the technique called Shape from Silhouette (SFS). This method generates the volume-based reconstruction of an object from its silhouettes as seen from different orientations. The advantages are that an unlimited number of views can be used and that the reconstructed shape is suitable for our application, i.e. visualizing the geometry of the aneurysm. In addition, the SFS approach is fast and automatic (no stereo matching between images to perform). We apply this method on the silhouettes of coronary arteries, which are first segmented from the angiographic images. The 3D reconstruction then consists in testing each voxel in a 3D grid under the following condition: if the projection of the centre of the voxel on the detector plane lies within the silhouette for each view, then the given voxel belongs to the reconstruction.

tion. The capacity of the SFS method to handle arteries' silhouettes to produce adequate 3D reconstructions is tested, first, on simulated data (simulated angiographic images with fully known calibration parameters). If the method reconstructs well in this case, then it can be applied to real angiographic images. The simulated data is generated from a segmented CT-scan that gives us a 3D model of a healthy coronary artery. Artificially, we add an aneurysm to the model and modify the CT-scan data accordingly. The modified CT-scan is then used to generate angiographic images using the Digitally Reconstructed Radiography method. We test the SFS method with the generated angiographic images as input and we compare the output with the 3D model of the artery and aneurysm. We can compare the two models qualitatively but also quantitatively by defining two metrics: the RER (Reconstruction Excess Rate) measures the degree to which the SFS reconstruction exceeds the limits of the validation model, and the IR (Intersection Rate) measures the degree of intersection between the two volumes. The simulation is performed in ideal conditions, meaning that the 2D images are not degraded with noise and the calibration data are fully known. The results of the simulation are encouraging. Indeed, with only three views, the reconstruction is already of adequate quality and increasing the number of views cleans the remaining occlusions from it. The visual result does not improve noticeably beyond five views and this result is confirmed by the RER metric which stabilizes above five views. The results for the IR metric are very good, with values close to one. However, the results for RER, which are above one, illustrate an inherent problem of the SFS method as it tends toward over-reconstruction. We can conclude from our experiment under ideal conditions that the SFS method is suitable for use on real clinical data. However, before arriving at this stage, we perform another experiment with simulated data. We use the simulated images but add errors to the calibration data to evaluate the sensitivity of the SFS method to them. First, we add errors in all views per parameter; we then test a configuration with errors on all parameters in all views. The former is to test the influence of each parameter, while the latter configuration is created using error values representative of typical angiographic data. The results of this experiment show that the reconstruction is prone to significant under-reconstruction in the presence of calibration errors. The per-parameter tests demonstrate that the SFS method is sensitive in particular to errors on the translation and the principal point. We subsequently apply the SFS method on radiographic images of patients with Kawasaki disease. The application to real angiographic data must take into account the method's sensitivity to calibration errors. Therefore, we use as calibration data the parameters provided in the DICOM files. The coronary arteries are segmented from the images by applying an enhancement filter (Frangi filter), then binarizing the images and removing several artefacts left by the ribs and the spinal column. Finally, we apply a morphological opening to obtain the artery silhouettes. The results obtained for

the coronary artery reconstructions show significant under-reconstruction from angiographic images from three views. This result is in fact consistent with the previous experiment on simulated data with calibration errors. Indeed, the chosen errors were realistic and we observed under-reconstruction in that case. Since the the principal point and translation are partially or totally missing from the DICOM data, we have to estimate those parameters, with limited accuracy. And since those parameters are the most critical ones for the SFS method, the errors on our estimations of those parameters cause the under-reconstruction. The conclusion of our work is that the SFS method is suitable for application on angiographic images of coronary arteries, as it is fast, automatic and yields good results when the data are properly calibrated. However, the sensitivity of this algorithm to calibration errors makes a calibration parameters refinement step necessary. Several self-calibration algorithms exist that can estimate the parameters precisely from initial values, using feature points extracted from the angiographic images. This step will be necessary before our approach can be utilized in a clinical setting. When the remaining difficulties will have been addressed, the application of our method in a clinical setting will give a fast and automatic 3D visualization of coronary arteries, that may be used during an angigraphic examination. The proposed iterative approach will help requiring just the views necessary to the reconstruction and also choosing the optimal angles. This will reduce the exposure of the patient and the clinical staff to X-rays during the examination.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	iii
REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	vi
ABSTRACT	ix
TABLE DES MATIÈRES	xii
LISTE DES TABLEAUX	xv
LISTE DES FIGURES	xvi
LISTE DES ANNEXES	xx
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xxi
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Organisation du mémoire	3
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTERATURE	4
2.1 Anatomie	4
2.2 Maladie de Kawasaki	5
2.2.1 Anévrisme de la maladie de Kawasaki	6
2.3 Évaluation des anévrismes	7
2.3.1 Autres modalités pour l'évaluation de la maladie de Kawasaki	10
2.4 Modèle de formation des images angiographiques	11
2.4.1 Lien entre les paramètres d'une caméra pinhole et paramètres des vues angiographiques	14
2.5 Reconstruction 3D des artères coronaires	15
2.5.1 Segmentation des artères coronaires	15
2.5.2 Reconstruction 3D par stéréoscopie	20
2.5.3 Extension à un nombre quelconque de vues	28
2.5.4 Solutions commerciales de reconstruction 3D des artères coronaires	30
2.5.5 Limitations de la reconstruction par stéréoscopie	30

2.6	Reconstruction 3D à partir de silhouettes	30
2.6.1	Définition d'une silhouette	31
2.6.2	Principe de base	31
2.6.3	Représentation et construction de l'enveloppe visuelle	32
2.6.4	Comparaison des trois méthodes	34
2.7	Objectifs du projet	35
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE		36
3.1	Validation de la méthode de Forme à partir de la silhouette à partir d'images simulées	36
3.1.1	Création d'un modèle d'artères coronaires avec anévrisme	37
3.1.2	Génération de silhouettes d'artères simulées	40
3.1.3	Validation de l'algorithme Forme à partir de la silhouette en condition parfaite	41
3.1.4	Test de robustesse de la méthode Forme à partir de la silhouette	47
3.2	Évaluation de l'algorithme de Forme à partir de la silhouette sur des données cliniques	48
3.2.1	Extraction des paramètres et images angiographiques à partir des DICOM	50
3.2.2	Extraction des silhouettes d'artères	54
3.2.3	Reconstruction 3D des artères	55
3.3	Synthèse de la méthodologie	55
CHAPITRE 4 RÉSULTATS		56
4.1	Conditions d'expérimentations	56
4.2	Validation de la méthode de Forme à partir de la silhouette à partir d'images simulées	56
4.2.1	Création d'un modèle d'artères coronaires avec anévrisme	56
4.2.2	Génération de silhouettes d'artères simulées	57
4.2.3	Validation de l'algorithme Forme à partir de la silhouette en condition parfaite	61
4.2.4	Test de robustesse de la méthode Forme à partir de la silhouette	68
4.2.5	Sensibilité de l'angle transverse vis-à-vis de l'angle sagittal	72
4.2.6	Temps de calcul	73
4.3	Résultat de l'évaluation clinique	73
4.3.1	Paramètres angiographiques à partir des DICOM	73
4.3.2	Extraction des silhouettes	75
4.3.3	Reconstruction 3D à partir de silhouettes	78

4.4	Discussion générale	86
4.4.1	Segmentation des images angiographiques	86
4.4.2	Reconstruction 3D	87
4.4.3	Autres sources d'erreurs	88
CHAPITRE 5 CONCLUSION		89
5.1	Synthèse des travaux	89
5.1.1	Analyse du problème de sous-reconstruction	89
5.1.2	Vitesse de reconstruction	90
5.1.3	Automatisation de l'application	91
RÉFÉRENCES		92
ANNEXES		98

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Lexique des vues standards	9
Tableau 2.2	Qualités respectées ou non par les trois méthodes	34
Tableau 4.1	Classement des vues pour l'artère en globalité et la section 3	62
Tableau 4.2	Temps de calcul en recherche linéaire	73
Tableau 4.3	Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 1	74
Tableau 4.4	Paramètres utilisés pour chaque vue - RCA - Patient 1	74
Tableau 4.5	Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 2	74
Tableau 4.6	Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 3	75
Tableau A.1	Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 4	98
Tableau A.2	Paramètres utilisés pour chaque vue - RCA - Patient 4	98
Tableau B.1	Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 5	102
Tableau B.2	Paramètres utilisés pour chaque vue - RCA - Patient 5	102

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	Deux anévrismes (en rouge) ou un seul (en bleu) ?	1
Figure 2.1	Dénomination en anglais des parties des artères droite et gauche, illustration de Patrick J. Lynch, issue de http://en.wikipedia.org/wiki/File:Coronary_arteries.png	4
Figure 2.2	Langue framboisée, photographie de Dong Soo Kim, issue de http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Kawasaki_symptoms_B.jpg	5
Figure 2.3	Rougeurs sur les mains, photographie de Dong Soo Kim, issue de http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/1/19/Kawasaki_symptoms_D.jpg	5
Figure 2.4	Symptômes de la maladie de Kawasaki	5
Figure 2.5	Anévrisme sacculaire	6
Figure 2.6	Anévrisme fusiforme	6
Figure 2.7	Deux types d'anévrisme	6
Figure 2.8	C-arm de l'Hôpital Ste-Justine à Montréal, photographie personnelle du LIV4D	7
Figure 2.9	Paramètres du C-arm schématisés : SOD, SID et DP	8
Figure 2.10	Découpage sagittale et transverse, illustration tombée dans le domaine public, issue de http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Coupe_anatomie.jpg	8
Figure 2.11	Définition de LAO, RAO, Cranial et Caudal, illustration issue de [8]	9
Figure 2.12	Echocardiographie du cœur avec une anévrisme pointé par la flèche, illustration issue de [9]	10
Figure 2.13	IRM du cœur avec une anévrisme pointé par la flèche, illustration issue de [9]	11
Figure 2.14	Modèle pinhole	12
Figure 2.15	Modèle d'une vue angiographique avec une silhouette dans le plan image virtuel	12
Figure 2.16	Repère patient et repère source	13
Figure 2.17	Filtre de Frangi (colonne de gauche), de Lorenz (colonne au centre) et de Fallavollitta (colonne de droite), image issue du LIV4D	16
Figure 2.18	Ligne centrale obtenue par la méthode de Fallavolitta, image issue du LIV4D	18

Figure 2.19	Ligne centrale (en rouge) et rayon (en vert) segmentés sur une artère coronaire	20
Figure 2.20	Recherche du correspondant et géométrie épipolaire, issue de http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Epipolargeometrie-fr.svg?uselang=fr	23
Figure 2.21	Correspondants par lignes épipolaires calculées par RANSAC (en haut) puis réduits par la contrainte de courbure (en bas), image issue du LIV4D .	25
Figure 2.22	Reconstruction 3D, illustration de [12], reproduite avec permission . . .	26
Figure 2.23	Vecteurs de section normale et ellipse créée	27
Figure 2.24	Mise en relation des différents sections par polygonisation, image issue du LIV4D	27
Figure 2.25	Méthode de reconstruction par Movassaghi issue de [47]	29
Figure 2.26	Silhouette d'une pomme	31
Figure 2.27	Cône de projection à partir d'une silhouette	32
Figure 2.28	Enveloppe visuelle, intersection de deux cônes	32
Figure 2.29	Reconstruction par Bounding Edge d'un dinosaure - ligne du bas , image de [54]	34
Figure 3.1	Nuage de points englobé par une ellipsoïde	39
Figure 3.2	Méthode DRR, image prise de [62]	40
Figure 3.3	Taille minimale d'un voxel	43
Figure 3.4	Projection de voxels dans deux silhouettes	44
Figure 3.5	Enveloppe convexe dans les silhouettes	45
Figure 3.6	Séparation en sections	47
Figure 3.7	Méthodologie de l'évaluation clinique	49
Figure 3.8	Images angiographiques de l'artère coronaire droite du patient, avec la bifurcation utilisée comme point principal en rouge et cercle vert pour délimiter l'anévrisme	51
Figure 3.9	Images angiographiques de l'artère coronaire gauche du patient 1, avec la bifurcation utilisée comme point principal en rouge	51
Figure 3.10	Images angiographiques de l'artère coronaire gauche du patient 2 . . .	52
Figure 3.11	Images angiographiques de l'artère coronaire gauche du patient 2 . . .	53
Figure 3.12	ECG du patient pour la vue 30 LAO 25 CAU et instant choisi	54
Figure 4.1	Artère coronaire droite (sur la gauche) et Artère coronaire gauche (sur la droite)	57
Figure 4.2	Volume de référence avec anévrisme ajouté	57

Figure 4.3	Clusterings artère coronaire droite (sur la gauche) et artère coronaire gauche (sur la droite)	57
Figure 4.4	Images obtenues par l'algorithme DRR et binarisées	58
Figure 4.5	Images obtenues par l'algorithme DRR avant binarisation	59
Figure 4.6	Images obtenues par l'algorithme DRR et binarisées	60
Figure 4.7	Images obtenues par l'algorithme DRR et binarisées	61
Figure 4.8	Reconstruction à partir des images DRR et avec données de calibrage sans erreur de 2 à 4 vues	63
Figure 4.9	Reconstructions à partir des images DRR et avec données de calibrage sans erreur pour 5 et 7 vues	64
Figure 4.10	Reconstructions, vue proche de 90CRA	65
Figure 4.11	RER et IR pour les reconstructions dans les conditions optimales . . .	66
Figure 4.12	RER et IR pour les reconstructions dans les conditions optimales avec seuil de 10	67
Figure 4.13	RER des différentes configurations en fonction du nombre de vues . . .	69
Figure 4.14	IR des différentes configurations en fonction du nombre de vues . . .	69
Figure 4.15	Reconstruction avec erreur sur tous les paramètres	70
Figure 4.16	Segmentation des silhouettes -LCA du patient 1	76
Figure 4.17	Segmentation des silhouettes - RCA du patient 1	76
Figure 4.18	Silhouettes extraites pour l'artère coronaire gauche du patient 2 . . .	77
Figure 4.19	Silhouettes extraites pour l'artère coronaire gauche du patient 3 . . .	78
Figure 4.20	Vue de la reconstruction avec nombre croissant de vues	79
Figure 4.21	Schématisation des artères sur la reconstruction à 3 vues	80
Figure 4.22	Artère droite reconstruite avec 2 vues	80
Figure 4.23	Vue de la reconstruction avec nombre croissant de vues et images nettoyées manuellement	81
Figure 4.24	Vue de la reconstruction avec nombre croissant de vues et point principal à la sortie du catheter	82
Figure 4.25	Reconstruction alignée sur les vues utilisées	82
Figure 4.26	Reconstructions du patient 2 pour 2 et 3 vues	83
Figure 4.27	Reconstructions du patient 3 pour 3 vues	84
Figure 4.28	Silhouettes extraites pour l'artère coronaire gauche du patient 3 . . .	85
Figure 4.29	Reconstructions du patient 3 pour 3 vues	86
Figure A.1	Segmentation des silhouettes - LCA	99
Figure A.2	Segmentation des silhouettes -RCA	100
Figure A.3	Reconstruction de la LCA pour 2 et 3 vues	100

Figure A.4	Reconstruction de la RCA pour 2 vues	101
Figure B.1	Segmentation des silhouettes - LCA	103
Figure B.2	Segmentation des silhouettes -RCA	104
Figure B.3	Reconstruction de la LCA pour 2 et 3 vues	105
Figure B.4	Reconstruction de la RCA pour 2 vues	105

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Résultats pour patient 4	98
Annexe B	Résultats pour patient 5	102

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

2D	2 Dimensions
3D	3 Dimensions
SFS	Shape from Silhouette
DRR	Digitally reconstructed radiography
AP	Anterior-Posterior
LAT	Lateral
RAO	Right Anterior Oblique
LAO	Left Anterior Oblique
RER	Reconstruction Excess Rate
IR	Intersection Rate
LCA	Left Coronary Artery
RCA	Right Coronary Artery
CT-scan	Computed Tomography Scan
LAD	Left Anterior Descending
SID	Source Intensifier Distance
SOD	Source Object Distance
DP	Dimension Pixel
ECG	Électrocardiogramme

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

La maladie de Kawasaki est un dérèglement immunitaire touchant majoritairement les enfants de moins de 5 ans. Elle cause l'inflammation des vaisseaux sanguins de moyen et grand calibres. Environ 30% des patients non traités pour cette maladie contractent la pire complication, l'inflammation des artères coronaires, ce qui peut provoquer l'apparition d'anévrismes et mener par la suite à un risque excessif d'infarctus du myocarde. Ces anévrismes peuvent être diagnostiqués par un examen angiographique utilisant les rayons X. Les anévrismes sont observables sur les différentes séquences d'images 2D acquises à différents angles de vue à l'aide d'un C-arm biplan. Cependant, la superposition des structures sur une image angiographique entrave souvent l'évaluation correcte de la géométrie 3D de l'anévrisme à partir des images 2D. Par exemple, sur l'image 1.1, est-on en présence de deux anévrismes séparés par une sténose ou d'un seul sans sténose significative ?

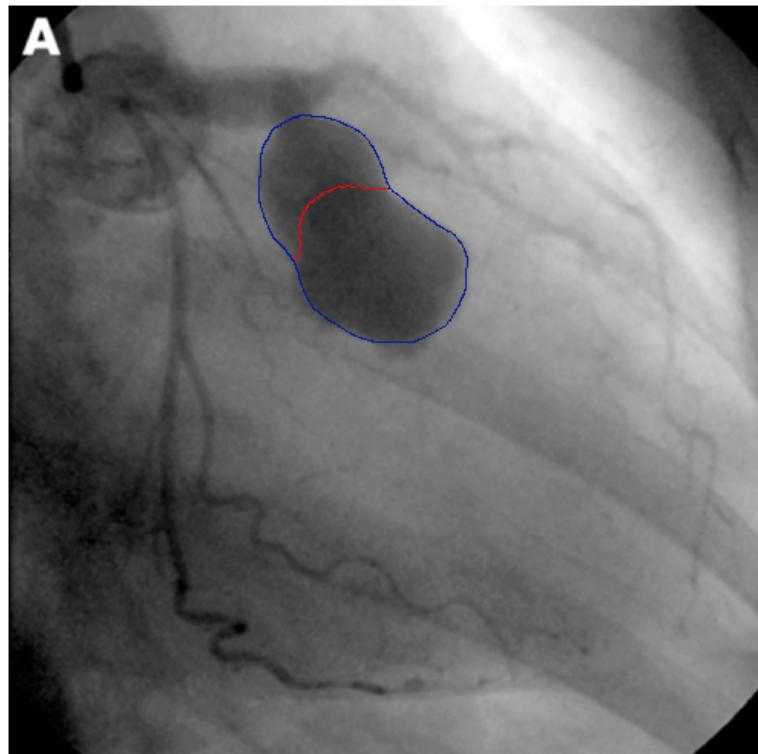


Figure 1.1 Deux anévrismes (en rouge) ou un seul (en bleu) ?

Un autre problème est que les deux vues angiographiques couramment utilisées (AP et

LAT) ne sont pas suffisantes pour faire un bon diagnostic des particularités anatomiques et fonctionnelles des anévrismes. Les médecins peuvent prendre jusqu'à cinq vues supplémentaires pour évaluer la sévérité des anévrismes. Le choix des vues additionnelles se fait grâce à l'expérience du médecin avec de nombreuses tentatives pour trouver les bonnes angulations des sources à rayon X, d'autant plus que les anévrismes peuvent être situés sur plusieurs segments coronaires. En pratique, certaines des vues peuvent se révéler inutiles après coup, spécialement dans le cas des géométries les plus complexes. Prévenir de ces vues inutiles réduirait l'exposition aux rayons X des patients qui doivent subir cet examen de manière courante. Une reconstruction 3D faite en temps réel, au fur et à mesure que les vues sont acquises, permettrait d'obtenir une première visualisation de l'anévrisme. Si celle-ci s'avère insuffisante pour le médecin, il pourrait choisir l'angulation optimale suivante à acquérir en évaluant la reconstruction obtenue à partir des vues déjà acquises. De cette manière, seules les vues réellement nécessaires devraient être acquises afin de parvenir à une bonne visualisation de l'anévrisme et ainsi serait minimisée l'exposition aux rayons X nécessaire au bon diagnostic du patient.

La solution la plus évidente pour retrouver la géométrie 3D d'anévrismes est d'en faire la reconstruction 3D à partir des images angiographiques. L'idéal serait d'avoir un outil à la fois utilisable en temps réel pour que le médecin puisse interagir avec durant un examen angiographique mais aussi automatique pour le rendre le plus convivial possible. Ces deux objectifs seront donc recherchés pour la reconstruction 3D. Les travaux sur la reconstruction 3D d'artères coronaires à partir d'images angiographiques se concentrent majoritairement sur la reconstruction à partir de caractéristiques extraites des images, soit la ligne centrale de l'artère et le rayon le long de cette ligne centrale. Les algorithmes de stéréoscopie sont alors utilisés pour effectuer la reconstruction 3D. Une solution envisageable est alors de faire des reconstructions deux à deux des vues afin de trouver la meilleure reconstruction. Le problème de ce type de méthode est l'étape de mise en correspondance entre les images qui est soit lente ou soit non automatique et donc non utilisable pour notre application, ce qui ne la rend pas utilisable dans un contexte d'examen angiographique.

D'autres types de reconstruction doivent donc être considérés. La méthode Forme à partir de la silhouette est une technique de reconstruction 3D à partir d'un nombre illimité de vues, développée en premier par Laurentini. Contrairement aux algorithmes utilisant la stéréoscopie, la méthode SFS ne requiert pas de mise en correspondance entre les images. A partir de silhouettes 2D de l'objet à reconstruire, le volume 3D de l'objet est obtenu en prenant l'intersection de tous les cônes de projection créés par les silhouettes. La reconstruction donne une approximation supérieure de l'objet à reconstruire et sa ressemblance comparée à l'objet à reconstruire s'améliorera avec un nombre croissant de vues. Dans le domaine de vision par

ordinateur, le nombre de vues utilisables n'est limité que par le coût des caméras. La plupart des travaux utilisant la méthode SFS en vision par ordinateur commencent avec cinq caméras et peuvent aller jusqu'à cinquante vues. Cependant, notre contexte clinique avec l'utilisation des rayons X nous oblige à restreindre au minimum nécessaire le nombre de vues. Notre objectif est de trouver le point d'équilibre entre deux contraintes en opposition : une vue supplémentaire engendre plus de radiations mais améliore la reconstruction.

Notre but est donc de déterminer les meilleures vues afin de reconstruire en 3D les artères coronaires avec le minimum de radiations. Une stratégie de visualisation peut alors être mise en place, afin de reconstruire avec les vues les plus optimales et éliminer une exposition inutile aux rayons X en enlevant les vues redondantes.

1.1 Organisation du mémoire

Le présent mémoire se présente sous la forme d'un mémoire classique. Il rapporte le travail effectué et la démarche suivie afin de mettre en place une nouvelle méthode de reconstruction 3D d'artères coronaires. Il est divisé en quatre chapitres. Le premier chapitre propose une revue des connaissances sur la maladie de Kawasaki et leur évaluation clinique ainsi que les différentes techniques existantes de reconstruction 3D des artères coronaires. Le deuxième chapitre détaille la méthodologie que nous avons suivie afin de remplir les objectifs de notre projet. Puis dans le troisième chapitre, nous présentons les résultats de reconstruction obtenus avec la nouvelle méthode développée. Enfin, nous finissons dans le dernier chapitre par les forces et limites de notre projet ainsi que des recommandations à suivre pour les travaux futurs.

CHAPITRE 2

REVUE DE LITTERATURE

Ce chapitre présente une revue des connaissances nécessaires à notre projet. Nous discutons en premier la maladie de Kawasaki et des anévrismes sur les artères coronaires dans les sections 2.1 et 2.2. Ensuite, nous présentons l'examen angiographique nécessaire au diagnostic des anévrismes dans la section 2.3 puis le modèle de formation des images angiographiques dans la section 2.4. Puis, nous exposons les différentes techniques de reconstruction 3D des artères coronaires présentes dans la littérature dans la section 2.5. Enfin, nous présentons la méthode Forme à partir de la silhouette dans la section 2.6 pour finir sur une synthèse de nos objectifs globaux et spécifiques de notre projet dans la section 2.7.

2.1 Anatomie

Les artères coronaires sont les artères alimentant le muscle cardiaque en sang riche en oxygène. Elles se situent à sa surface en l'entourant (coronaire vient du latin *coronarius*, en forme de couronne). Ces artères sont vitales, car elles assurent la seule vascularisation du cœur. Les artères coronaires naissent à partir de l'aorte en deux artères : l'artère coronaire droite (RCA pour Right Coronary Artery) et l'artère coronaire gauche (LCA pour Left Coronary Artery).

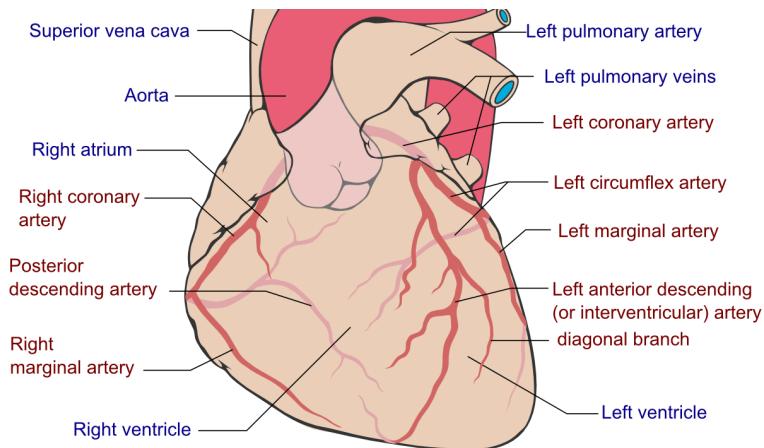


Figure 2.1 Dénomination en anglais des parties des artères droite et gauche, illustration de Patrick J. Lynch, issue de http://en.wikipedia.org/wiki/File:Coronary_arteries.png

La pathologie la plus courante associée aux artères coronaires est la cardiopathie corona-

rienne qui se traduit par une athérosclérose des artères, causant un rétrécissement du lumen (passage du sang) aussi appelé sténose. Si ce rétrécissement est trop important, le cœur est moins vascularisé et cela peut mener à un infarctus du myocarde. En 2002, la cardiopathie coronarienne était la cause de 12.7% des décès dans le monde [1], représentant ainsi la première cause de mortalité. Aux États-Unis, ce pourcentage monte jusqu'à 36.3% des décès [2]. Ces chiffres montrent l'importance de l'état des artères coronaires sur la santé du patient dans la population adulte. Cependant, d'autres maladies peuvent atteindre les artères coronaires à d'autres âges, comme par exemple, la maladie de Kawasaki dans la population pédiatrique.

2.2 Maladie de Kawasaki

Contrairement à la cardiopathie coronarienne qui s'aggrave avec le vieillissement, la maladie de Kawasaki est une maladie infantile touchant majoritairement les enfants de moins de cinq ans. La maladie de Kawasaki est un dérèglement immunitaire, la cause précise de ce dérèglement est encore inconnue à ce jour, mais un agent infectieux en serait peut-être la cause suivant plusieurs études [3]. Ce dérèglement provoque, entre autres, l'inflammation des vaisseaux sanguins de grand et moyen calibre qui va se manifester sur le patient par des érythèmes (rougeurs) (Figure 2.3) sur la peau ou encore une langue framboisée (Figure 2.2).



Figure 2.2 Langue framboisée, photographie de Dong Soo Kim, issue de http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Kawasaki_symptoms_B.jpg



Figure 2.3 Rougeurs sur les mains, photographie de Dong Soo Kim, issue de http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/1/19/Kawasaki_symptoms_D.jpg

Figure 2.4 Symptômes de la maladie de Kawasaki

La maladie de Kawasaki est la première maladie cardiaque acquise infantile dans les pays développés [4]. Cette maladie, présente dans le monde, a cependant une incidence plus

importante dans les populations d'origine asiatique et en particulier au Japon (pays où la maladie a été observée pour la première fois par Dr Tomisaku Kawasaki en 1967). L'incidence pour les enfants de moins de cinq ans est de 13/100000 au Canada [5], de 17.1/100000 aux États-Unis et de 112/100000 au Japon [4].

Les complications cardiaques vont s'exprimer chez 30% des patients non traités et apparaissent dix à trente jours après le début de la maladie. Les séquelles de l'inflammation vont alors se présenter sous la forme d'anévrisme. Ces anévrismes sont critiques pour la santé future du patient, car le processus de guérison va entraîner la formation de sténoses qui peuvent provoquer des infarctus du myocarde.

2.2.1 Anévrisme de la maladie de Kawasaki

Un anévrisme est une dilatation localisée des parois des artères coronaires. Cette dilation peut apparaître sous trois formes différentes : sacculaire (une excroissance se crée sur un côté de l'artère, figure 2.5), fusiforme (dilatation uniforme et allongée le long de l'artère, figure 2.6) ou saccularo-fusiforme (dilatation uniforme, mais plus conséquente).



Figure 2.5 Anévrisme sacculaire



Figure 2.6 Anévrisme fusiforme

Figure 2.7 Deux types d'anévrisme

Onouchi [6] a fait une étude sur 30 patients pour connaître le type d'anévrisme prédominant dans la maladie de Kawasaki. Dans cette étude, les anévrismes fusiformes et saccularo-fusiformes sont les plus fréquents. Suzuki [7] a fait une étude sur 449 anévrismes pour connaître leur localisation sur les artères coronaires. Les anévrismes sont majoritairement présents sur les segments principaux (90% pour la RCA et 83% pour la LCA). Ces segments sont la branche marginale gauche (Left Marginal ou LM, figure 2.1) ou la branche antérieure descendante (LAD) pour la LCA. Cette étude permet aussi de savoir que les patients présentent le plus souvent deux anévrismes, ainsi 40% des patients présentent deux anévrismes, 27% un anévrisme, 20% trois anévrismes et 13% quatre anévrismes.

2.3 Évaluation des anévrismes

Pour observer la sévérité des anévrismes, la technique d'angiographie par rayon X sélective est majoritairement utilisée. Les artères coronaires étant des structures molles contrairement aux os, la radiographie par rayon X seule ne permet pas leur observation. Un produit de contraste (de l'iode) est donc injecté dans les artères du patient par un cathéter cardiaque afin d'opacifier les artères. Une radiographie par rayon X du patient est alors effectuée par un C-arm (système d'acquisition radiographique)



Figure 2.8 C-arm de l'Hôpital Ste-Justine à Montréal, photographie personnelle du LIV4D

Le C-arm est composé de deux parties : la source de rayons X et l'amplificateur d'intensité (qui est un détecteur de rayons X qui permet de traduire les rayons arrivant en image visible). Ces parties représentent les deux pôles opposés du C. La partie à acquérir du patient est placée à l'isocentre, point situé sur le rayon central du cône de rayons X à une distance appelée *SOD* (Source-Object Distance). La distance entre le détecteur et la source est appelée *SID* (Source-Intensifier Distance). La taille d'un pixel sur l'amplificateur d'intensité est définie par le paramètre *DP* (Dimension Pixel).

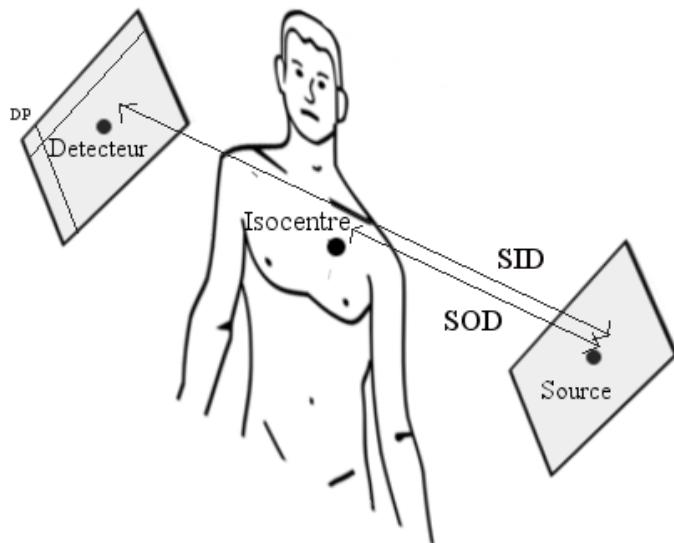


Figure 2.9 Paramètres du C-arm schématisés : SOD, SID et DP

Ces paramètres *SOD*, *SID* et *DP* sont fournis par les systèmes d'acquisition angiographique modernes en complément des images angiographiques dans les fichiers DICOM. Dans ces fichiers sont aussi fournis les angles utilisés pour le positionnement de la source. Le référentiel utilisé pour les angles est un découpage sagittal-transverse (Figure 2.10).

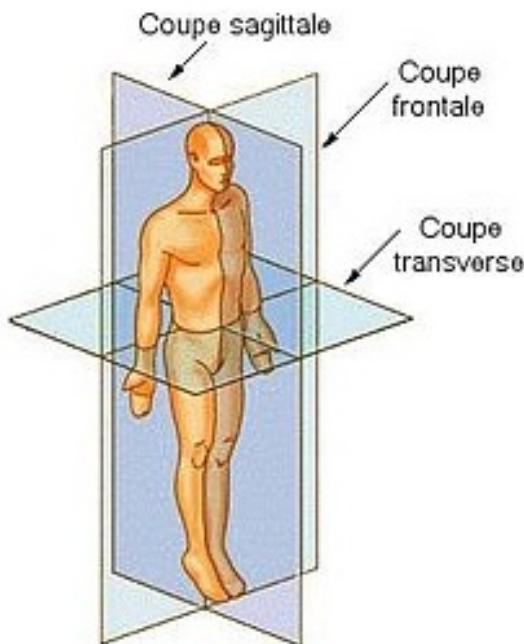


Figure 2.10 Découpage sagittale et transverse, illustration tombée dans le domaine public, issue de http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Coupe_anatomie.jpg

Le lexique utilisé pour les angles est détaillé dans le tableau suivant.

Tableau 2.1 Lexique des vues standards

LAT	Lateral (Source à la droite du patient)
AP	Anterior - Posterior
LAO	Left Anterior Oblique
RAO	Right Anterior Oblique
CRA	Cranial
CAU	Caudal

Le plan sagittal découpe le patient de manière verticale. Les angles sont alors CRA si la source est orientée vers la tête du patient et CAU à l'inverse vers ses pieds (la séparation se fait par le plan transversal). Ce plan transversal découpe le patient de manière horizontale, les angles sont alors RAO si la source est orientée vers la droite du patient et LAO si la source est orientée vers sa gauche (la séparation se fait par le plan sagittal). Les angles commencent à partir de la droite tels que définis sur le dessin. La rotation globale utilisée pour une vue est alors définie de cette manière : $xLAOyCAU$, ce qui signifie que la source est à x degrés dans la partie gauche du patient dans le plan transversal et y degrés dans la partie inférieure du patient dans le plan sagittal. Cette définition de rotation, couplée avec le *SOD*, permet de définir complètement la position de la source.

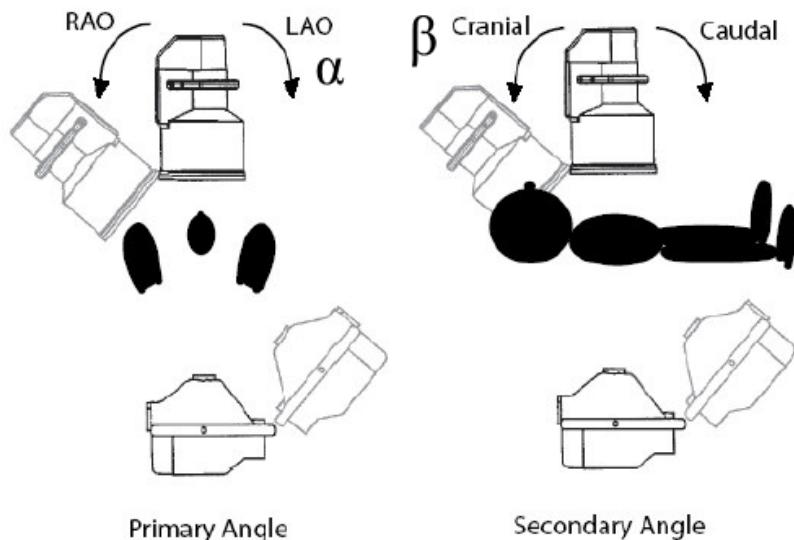


Figure 2.11 Définition de LAO, RAO, Cranial et Caudal, illustration issue de [8]

2.3.1 Autres modalités pour l'évaluation de la maladie de Kawasaki

Tel qu'expliqué par Mavrogeni [9], il existe d'autres modalités utilisées en clinique pour l'observation des anévrismes de la maladie de Kawasaki telles que l'IRM ou l'échocardiographie. L'échocardiographie est la technique de première ligne pour le diagnostic et le suivi du patient. Une étude menée par Hiraishi [10] montre que les anévrismes peuvent être détectés à 85% sur l'artère coronaire droite et à 80% sur la gauche comparée aux angiographies. Cependant, le diagnostic est grandement dépendant de l'expérience et ne rend pas bien compte de la géométrie des anévrismes comme le montre la figure 2.12.

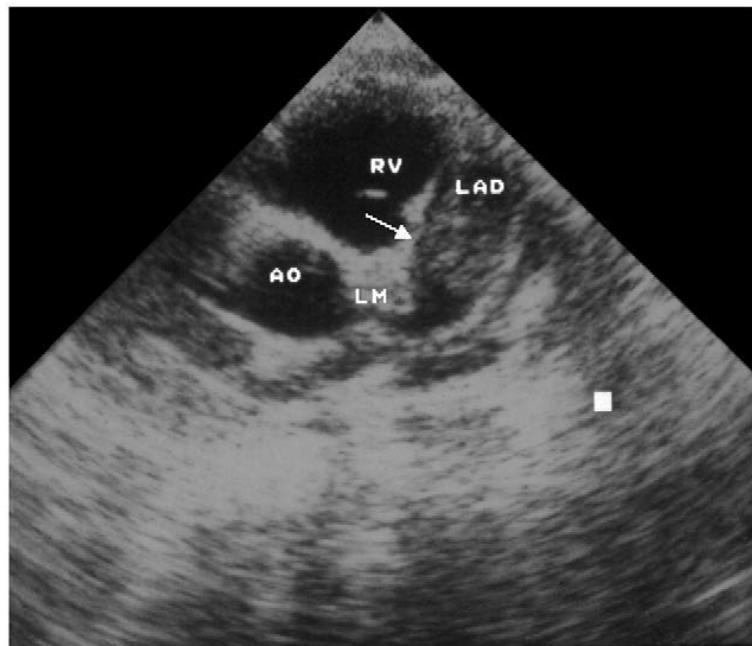


Figure 2.12 Echocardiographie du cœur avec une anévrisme pointé par la flèche, illustration issue de [9]

L'angiographie cardiaque par IRM (CRMA en anglais) est une autre technique utilisable pour l'observation des anévrismes, mais la faible résolution spatiale de l'IRM et la longue durée d'un examen IRM (environ 1h, très long pour un enfant qui ne doit pas bouger) ne permettent pas de pouvoir utiliser couramment cette technique pour l'observation de la géométrie.



Figure 2.13 IRM du cœur avec une anévrisme pointé par la flèche, illustration issue de [9]

Finalement, comme expliqué par Mavrogeni [9], l'angiographie par rayons X reste la technique la plus courante pour l'évaluation des anévrismes, surtout dans la perspective d'une intervention.

2.4 Modèle de formation des images angiographiques

Les rayons X émis par la source forment un cône traversant le patient et allant s'afficher sur le détecteur. L'image s'inscrivant sur le détecteur est alors formée de tous les rayons X n'ayant pas été absorbés sur le passage par les structures à forte densité du patient (os, produit de contraste). C'est donc une image en négatif des structures à forte densité du patient et du produit de contraste.

Le modèle de formation d'une image angiographique peut s'apparenter au modèle de formation d'une image à partir d'une caméra à sténopé (Figure 2.14), à la différence que l'image se forme à l'arrière de l'objet et non en avant de la source. Les deux modèles utilisent la géométrie projective pour la formation des images.

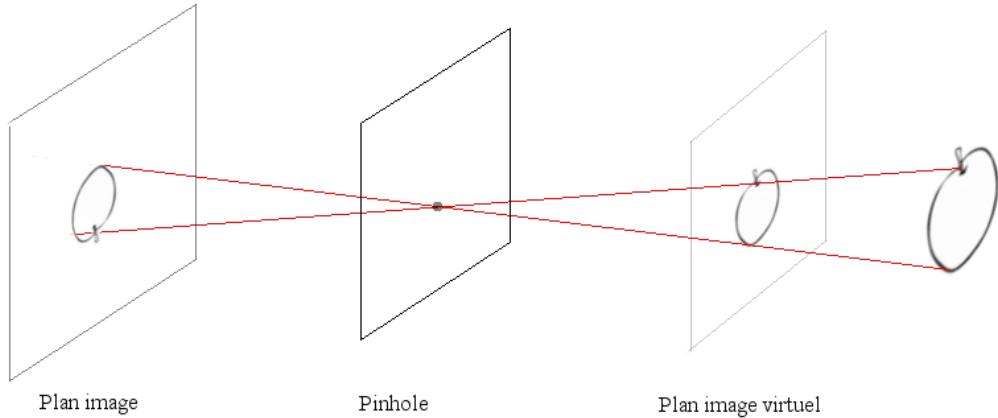


Figure 2.14 Modèle pinhole

Le modèle générique utilisé pour la formation des images qu'elles soient angiographiques ou par caméra à sténopé utilise une source et un plan détecteur dans lequel se forme l'image. Ce plan détecteur se situe à une distance appelée focale le long de l'axe principal (axe central du cône d'émission des rayons X). La projection de la source sur le plan détecteur selon l'axe principal s'appelle le point principal. La distance focale f et les coordonnées du point principal (u_0, v_0) dans le plan détecteur constituent les paramètres intrinsèques d'une vue angiographique (Figure 2.15).

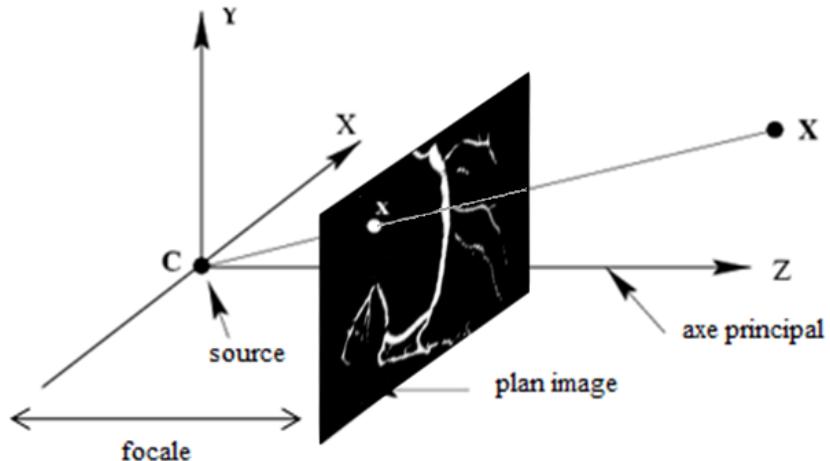


Figure 2.15 Modèle d'une vue angiographique avec une silhouette dans le plan image virtuel

La projection dans le plan détecteur (u, v, w) du point 3D $(x_c, y_c, z_c, 1)$ dans le repère de la vue est décrite par l'équation (2.1).

$$\begin{pmatrix} uw \\ vw \\ w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

La relation 2.1 n'est vrai que si l'on se place dans le repère de la source angiographique. Afin de travailler de manière unifiée entre les différentes sources, il faut revenir au repère patient. Le repère patient est défini de la manière suivante montré sur la figure 2.16.

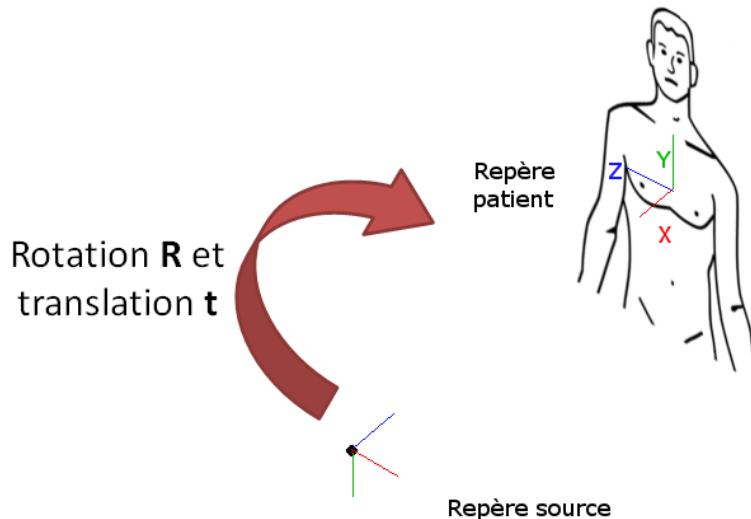


Figure 2.16 Repère patient et repère source

Il est centré sur l'isocentre du C-arm, l'axe X est la droite d'intersection entre les plans sagittal et transverse, l'axe Y est la droite d'intersection entre les plans sagittal et frontal et enfin l'axe Z est la droite d'intersection entre les plans transverse et frontal. Un repère lié à une source possède une rotation R et une translation t par rapport au repère patient. Les paramètres de rotation et de translation sont appelés extrinsèques. L'équation permettant de passer, pour un point, des coordonnées 3D dans le repère patient sont $(x, y, z, 1)$ aux coordonnées 3D dans le repère source sont $(x_c, y_c, z_c, 1)$ est alors :

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

Finalement, la projection d'un point de coordonnées $(x, y, z, 1)$ dans le repère patient dans une vue angiographique se fait par l'équation suivante :

$$\begin{pmatrix} uw \\ vw \\ w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

2.4.1 Lien entre les paramètres d'une caméra pinhole et paramètres des vues angiographiques

Après avoir fait le rapprochement entre les deux systèmes (pinhole et acquisition angiographique), il est facile de faire les rapprochements entre les paramètres pinhole et angiographiques. Ainsi, la focale vaut

$$f = \frac{SID}{DP} \quad (2.4)$$

Dans les images angiographiques, le point principal n'est pas défini.

La rotation est centrée sur l'isocentre du patient et la translation est la distance entre l'isocentre et la source d'une vue.

La translation vaut alors :

$$\mathbf{t} = (0, 0, SOD) \quad (2.5)$$

Nous souhaitons également définir la matrice de rotation permettant de passer du repère patient au repère de la source en utilisant les données angiographiques fournies dans le DICOM. Nous appellons α l'angle défini dans le plan transverse par la source par rapport à la vue AP, avec $\alpha = 0$ si la vue est AP, $\alpha > 0$ si la vue est LAO et $\alpha < 0$ si la vue est RAO. Nous appellons β l'angle défini dans le plan sagittal par la source par rapport à la vue AP, avec $\beta = 0$ si la vue est AP, $\beta > 0$ si la vue est CRA et $\beta < 0$ si la vue est CAU. Ces angles sont représentés sur la figure 2.11. La matrice de rotation permettant de passer du repère patient au repère de la source est alors :

$$R = \begin{pmatrix} \cos(\beta) & \sin(\beta) & 0 \\ -\sin(\beta) & \cos(\beta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -\sin(\alpha) & 0 & \cos(\alpha) \\ 0 & 1 & 0 \\ \cos(\alpha) & 0 & -\sin(\alpha) \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

La première matrice exprime une rotation d'angle β selon l'axe z. La seconde matrice exprime une rotation d'angle $\frac{\pi}{2} + \alpha$ selon l'axe y. De cette manière, la conversion entre les paramètres DICOM et le modèle d'une vue angiographique est effectuée.

Nous allons maintenant présenter les différentes techniques de reconstruction 3D des artères coronaires.

2.5 Reconstruction 3D des artères coronaires

Il existe plusieurs méthodes de reconstruction 3D des artères coronaires. La plus courante dans la littérature est la reconstruction par stéréoscopie. Cette méthode est expliquée en détail dans cette section 2.5.2. Elle se limite cependant souvent à deux vues, quelques travaux étendent cette méthode à un nombre plus important de vues (sous-section 2.5.3). Enfin, d'autres méthodes n'utilisant pas la stéréoscopie existent et ont pour but de retrouver le volume des artères coronaires à partir d'angiographies.

La reconstruction des artères coronaires requiert en premier la segmentation des artères coronaires que ce soit pour extraire la ligne centrale ou pour en retrouver les contours. Une catégorisation des différentes techniques de segmentation des artères coronaires est d'abord présentée.

2.5.1 Segmentation des artères coronaires

Nous allons détailler les techniques utilisées pour la segmentation des contours et de la ligne centrale dans cette section. Quasiment tous les travaux proposant une extraction de ligne centrale ou des contours font une première étape de traitement d'images pour rehausser les artères coronaires.

Rehaussement des artères coronaires

Fallavolitta [11] et Andriotis [12] procèdent d'abord à un rehaussement des images angiographiques afin de faire ressortir les artères coronaires par rapport au fond de l'image. Ces filtres ont le même but : rehausser les artères coronaires en utilisant leur caractère curviligne. Fallavolitta [11] utilise une suite de filtres (homomorphique, de diffusion anisotropique, de choc complexe et morphologique) et d'autres travaux [12, 13, 14, 15] utilisent quant à eux un filtre de Frangi. Les filtres multi-échelle (filtre de Frangi ou de Lorenz) sont abondamment utilisés dans la littérature. Nous les décrivons donc, ici, plus en détail.

Filtre de Frangi et de Lorenz Les images angiographiques sont des images bruitées avec un assez faible contraste entre le fond et les artères. Il est donc indispensable avant de segmenter les artères de les rehausser. La technique la plus utilisée pour le rehaussement des artères coronaires est un filtre multi-échelle tel que développé par Frangi [16] ou Lorenz [17]. La première étape de ces filtres est d'appliquer des filtres gaussiens de variances variées sur l'image originale, donnant plusieurs images après filtrage correspondant aux différentes variances. C'est de cette première étape que vient le nom de multi-échelle. Ensuite, la matrice Hessienne est calculée sur les différentes images. La matrice Hessienne H d'une image est

calculée en chaque pixel par :

$$H(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \end{pmatrix} \quad (2.7)$$

En pratique, les dérivées partielles sont obtenues en convoluant les images par le masque d'une dérivée seconde de gaussienne. À partir des matrices Hessiennes, Frangi [16] utilise les deux valeurs propres λ_1 et λ_2 (avec $\lambda_1 \leq \lambda_2$) pour établir une mesure de probabilité sur le fait que le pixel appartienne à un vaisseau ou non. Il utilise le ratio des valeurs propres $R_B = \frac{\lambda_1}{\lambda_2}$ et la norme de Frobenius S de la matrice Hessienne pour établir cette mesure.

$$\nu_0 = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_2 > 0 \\ e^{-\frac{R^2}{2\beta^2}} (1 - e^{-\frac{S^2}{2c^2}}) & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.8)$$

avec $\beta = 0.5$ and $c = \frac{\max(S)}{2}$. Le filtre de Lorenz [17] ne prend en compte que la plus grande valeur propre contrairement au filtre de Frangi qui va utiliser toutes les valeurs propres. Le filtre de Lorenz ne va rehausser que les artères de large diamètre. Dans les filtres à multiple échelle, le problème est la donnée des variances. Il faut trouver la bonne échelle pour les différentes variances au risque de passer à côté de certains vaisseaux. Dans le cadre de son article, Fallavollitta [11] procède à une comparaison du filtre de Lorenz, de Frangi (utilisé par Andriotis [12]) et de son filtre que nous pouvons observer sur la figure 2.17.

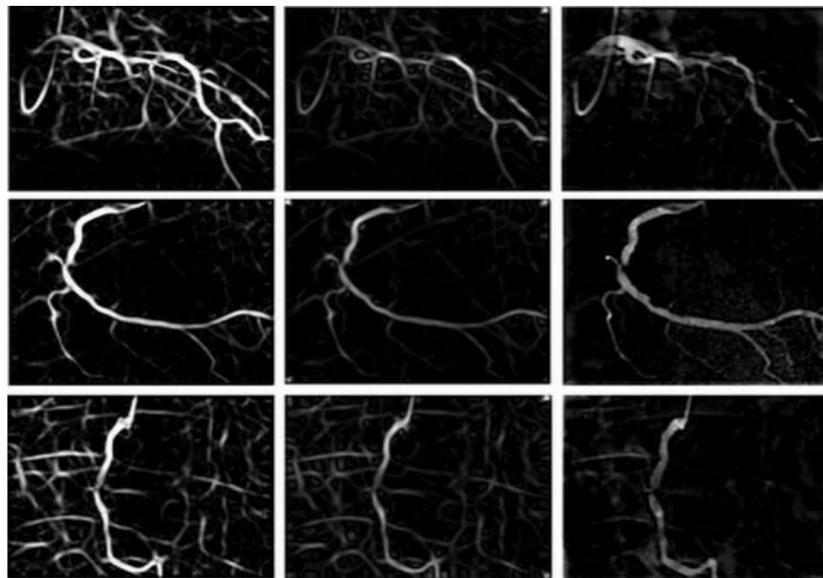


Figure 2.17 Filtre de Frangi (colonne de gauche), de Lorenz (colonne au centre) et de Fallavollita (colonne de droite), image issue du LIV4D

Finalement, il ressort de cette comparaison que le filtre de Frangi permet un bon rehaussement des artères, meilleur que Lorenz ou Fallavollita mais que plus de structures en arrière-plan sont également réhaussées.

Segmentation de la ligne centrale

Plusieurs types de segmentations sont utilisés pour l'extraction de la ligne centrale et peuvent être distinguées par le fait qu'elles soient manuelles, semi-automatiques ou automatiques. Après avoir rehaussé les artères coronaires, les lignes centrales sont ensuite extraites.

Segmentation manuelle La méthode la plus simple pour segmenter la ligne centrale est de procéder à une segmentation manuelle effectuée par un expert [18]. Le problème de ces techniques est le temps passé pour segmenter une artère et l'imprécision qui peut résulter de l'erreur humaine. Afin de réduire ces erreurs, des méthodes semi-automatiques cherchant à minimiser l'interaction avec l'expert ont été mises en place.

Segmentation semi-automatique Une branche est définie comme le chemin entre deux bifurcations qui sont segmentées par l'expert. Fallavolitta [19] s'arrête ici dans la segmentation semi-automatique, mais d'autres méthodes profitent de l'interaction avec l'expert pour étiqueter ([20]) ou mettre en correspondance les branches ([21, 12]). La branche (entre deux bifurcations) est ensuite segmentée de manière automatique. Ainsi, pour extraire la branche, Fallavolitta [11] utilise l'algorithme de « Fast-Marching » qui va chercher le chemin optimal minimisant une fonction de coût calculée en fonction de l'image de l'artère rehaussée.

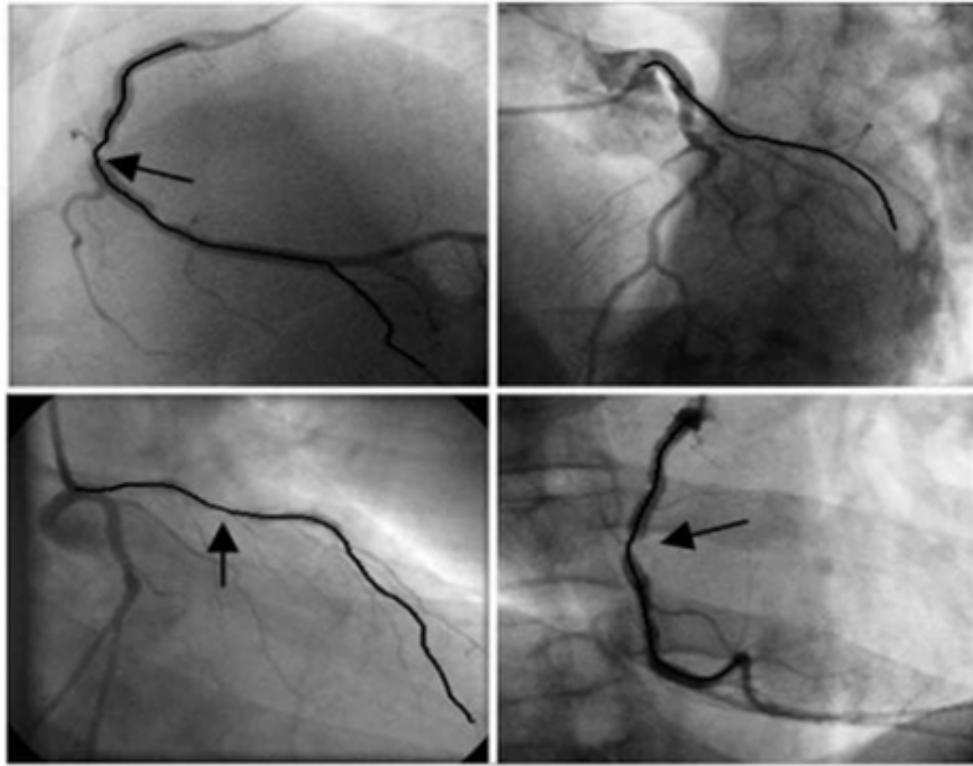


Figure 2.18 Ligne centrale obtenue par la méthode de Fallavolitta, image issue du LIV4D

Andriotis [12] et Merle [22] segmentent une branche en utilisant un filtre d’amincisement (filtre à hystérésis) permettant d’obtenir les régions à plus forte intensité (ici, la ligne centrale) avec le bon seuil.

Segmentation automatique Blondel [15] et Liao [14] procèdent à une segmentation totalement automatique . Blondel [15] effectue une recherche de maximum directionnelle et applique pour enlever les mauvais candidats un filtre à hystérésis tel qu’ Andriotis [12]. Liao [14] n’effectue que cette dernière étape. Enfin, les différents segments sont reliés entre eux par une technique de chaînage dans les deux méthodes.

Segmentation des contours des artères coronaires

Nous présentons, dans cette partie, les différentes techniques de segmentation des contours des artères coronaires.

Segmentation à partir des images rehaussées Avant de faire la segmentation pour obtenir la ligne centrale, Andriotis [12] obtient une image des contours de l’artère en rehausant en premier avec un filtre de Frangi, puis il utilise un filtre à hystérésis pour garder les

structures intéressantes en image binaire. Les deux seuils utilisés pour ce filtre sont choisis en fonction de l'histogramme de l'image. Enfin, il nettoie l'image de parasites avec une fermeture morphologique. Wang [23] utilise un filtre de Gabor pour le rehaussement des artères. Pour la segmentation, il utilise un seuillage dépendant aussi de l'histogramme de l'image. Le résultat de ces deux algorithmes est l'obtention d'une image des contours de l'artère.

Modèle de croissance de région À partir d'un ou plusieurs points de semence, les techniques par croissance de région segmentent les images en recrutant progressivement des pixels selon un critère défini. Ces critères peuvent être des similarités de valeurs ou bien une proximité spatiale ; en effet si les pixels sont proches et de valeurs semblables, il est probable qu'ils appartiennent à la même région. Le problème de cette technique est le recours aux points de semence que l'utilisateur doit généralement cliquer [24].

Modèle déformable géométrique et front de propagation Les courbes déformables sont les fronts d'une fonction de propagation dont la vitesse dépend des propriétés de la courbe et de l'image à segmenter. Cette méthode est inspirée de la méthode du Level Set qui voit les fronts de propagation comme les zéros d'une fonction de plus grande dimension. Brieva [25] utilise cette méthode afin de retrouver les contours des artères dans une image angiographique.

Modèle déformable paramétrique La courbe déformable, appelée snake dans la littérature, est représentée par un ensemble de points de contrôles (snaxels) connectés les uns aux autres. À chaque snaxel est associée une énergie venant de l'image. Deux types de forces (intérieure et extérieure) s'appliquent aux points permettant de faire augmenter ou diminuer cette énergie. La force intérieure dépend de la capacité de flexion et de rigidité de la courbe et la force extérieure dépend des particularités de l'image telles que l'intensité. Chih [26] utilise ainsi cette méthode pour la segmentation d'artères coronaires, il extrait ainsi les contours et recherche par la suite la ligne centrale et le rayon à partir des contours segmentés.

Morphologie mathématique La morphologie mathématique est l'étude des formes et contours d'un objet. Les opérateurs morphologiques appliquent un élément structurant à une image en niveaux de gris. La dilation et l'érosion sont les principaux opérateurs, la fermeture et l'ouverture sont ensuite une combinaison de ces opérateurs. Pour segmenter des artères coronaires, les opérateurs utilisés sont le top-hat (objet - version ouverte objet) et le watershed. Eiho et Qian [27] utilisent ces deux opérateurs pour parvenir à la segmentation des artères coronaires. En premier, ils utilisent un opérateur top-hat pour rehausser les vaisseaux, puis un seuillage est effectué, l'arbre coronaire en entier est extrait grâce à une méthode de

croissance de région, puis la ligne centrale est extraite par un algorithme d'amincissement, enfin les contours des artères sont extraits grâce à l'opérateur de watershed. Après avoir extrait les lignes centrales des artères coronaires, il est possible de faire leurs reconstructions en utilisant l'algorithme de stéréoscopie.

Synthèse des méthodes de segmentation Malgré le grand panel des méthodes présentées pour la segmentation des artères (ligne centrale ou contours), la majorité des travaux de segmentation utilisent un filtre de rehaussement du type filtre de Frangi avant d'utiliser une technique d'extraction des contours ou de la ligne centrale plus spécifique.

2.5.2 Reconstruction 3D par stéréoscopie

Les méthodes de reconstruction des artères coronaires par stéréoscopie utilisent majoritairement deux vues pour la reconstruction, bien que des travaux en utilisent plus comme nous le montrons dans la section 2.5.3. Les artères coronaires sont modélisées par leurs caractéristiques [28], qui sont la ligne centrale, les rayons le long de la ligne centrale ainsi que les bifurcations, comme nous pouvons le voir sur l'image de la figure 2.19 qui montre la ligne centrale en rouge et les diamètres en vert.



Figure 2.19 Ligne centrale (en rouge) et rayon (en vert) segmentés sur une artère coronaire

Cette méthode revient, en fait, à reconstruire la ligne centrale en 3D puis le volume grâce aux rayons. Ainsi, les travaux sur la reconstruction 3D d'artères coronaires par stéréoscopie peuvent se résumer en trois étapes :

- Extraction de la ligne centrale et des rayons le long de la ligne centrale
- Reconstruction 3D de la ligne centrale grâce à la géométrie épipolaire

- Reconstruction de la surface des artères grâce aux rayons 2D

La première étape d'extraction des lignes centrales a été traitée dans la section Segmentation 2.5.1. Nous allons traiter dans cette section des deux étapes suivantes.

Reconstruction 3D de la ligne centrale

Afin de reconstruire en 3D la ligne centrale, il faut d'abord commencer par l'étape de calibrage dans le but de connaître les paramètres liés aux images et vues angiographiques associées, indispensable pour connaître les relations entre les coordonnées 3D et les coordonnées 2D. Ensuite, il suffit d'une paire de points correspondants dans les deux images pour calculer la position en 3D, mais cela nécessite une étape de mise en correspondance entre les points des deux images.

Calibrage Afin de permettre la reconstruction, l'étape de calibrage est indispensable. Elle permet de retrouver les paramètres intrinsèques et extrinsèques liés aux différentes images angiographiques. Les premières techniques de calibrage utilisent la radiographie d'un phantom 3D dont nous possédons les coordonnées 3D de plusieurs points d'intérêt [29]. Les vues angiographiques souhaitées de l'objet sont acquises et les points d'intérêt 3D sont retrouvés sur les images en 2D. La correspondance 3D-2D des points d'intérêts permet de retrouver les paramètres intrinsèques et extrinsèques, par calibrage dit implicite en utilisant l'algorithme DLT (Direct Linear Transform)([30]). Cependant, cette technique pose plusieurs problèmes. Le calibrage est valable pour la région convexe du volume de calibrage seulement. Or, si le calibrage est effectué durant l'examen, cette zone doit comprendre le cœur. L'utilisation d'un objet de calibrage est alors jugée trop contraignante pour les docteurs ([31]). De nombreux travaux ont, par la suite, cherché à se libérer de la contrainte d'un objet de calibrage. Ces méthodes de calibrage sont alors dites explicites, car elles vont rechercher à connaître directement les paramètres des vues. Pour cela sont utilisés les points d'intérêts sur les différentes images, ce qui dans le cadre des artères coronaires, sont les bifurcations des artères. Dans un premier temps, les travaux ont utilisé les paramètres intrinsèques liés aux images angiographiques et calculer juste les transformations (rotation et translation) entre les vues ([18]). Cheriet [31] est allée plus loin en proposant un algorithme permettant de retrouver les paramètres intrinsèques et extrinsèques à partir des points de bifurcations dans les images angiographiques. Cheriet [31] utilise d'abord les paramètres approximatifs obtenus avec les images pour faire une première reconstruction 3D des bifurcations. Nous reprojettons ensuite ces points dans les deux images. Nous procédons alors à l'optimisation des paramètres en minimisant de manière itérative la fonction de coût qui est la distance en 2D entre les bifurcations identifiées et les bifurcations calculées par reprojection sur les images. Cette optimisation est faite avec

un algorithme de Levenberg-Marquardt. La minimisation se faisant entre les points sur les images, la connaissance de points 3D pour le calibrage n'est pas requise.

Mise en correspondance Une fois que sont connus les paramètres de calibrage, les lignes centrales sur les différentes images sont mises en correspondance afin que chaque point de celles-ci possède un correspondant dans l'autre image, ce qui est indispensable pour la reconstruction. La géométrie épipolaire permet de savoir que le correspondant d'un point dans l'autre image se situe sur une ligne (ligne épipolaire), ce qui réduit le nombre de candidats. Il se pose alors deux problèmes : comment calculer correctement cette ligne épipolaire et que faire si des erreurs se sont introduites ? Quand nous disposons de la ligne épipolaire, comment réduire la recherche du correspondant d'une ligne à un unique point ?

Calcul de la ligne épipolaire et robustesse à l'erreur

La géométrie épipolaire est la relation entre deux vues angiographiques. Nous définissons les épipoles comme les projections dans chaque vue du centre optique de l'autre vue. En considérant un point 3D P dont les projections dans chaque vue sont p et p' , alors la géométrie perspective fait que les épipoles et les projections forment un plan (plan épipolaire) qui intersecte chaque plan image en une ligne passant par un épipole (figure 2.20). Nous pouvons facilement voir que la connaissance de trois points (deux épipoles, plus un point sur une image) permet de créer le plan épipolaire permettant de créer la ligne épipolaire sur l'autre image.

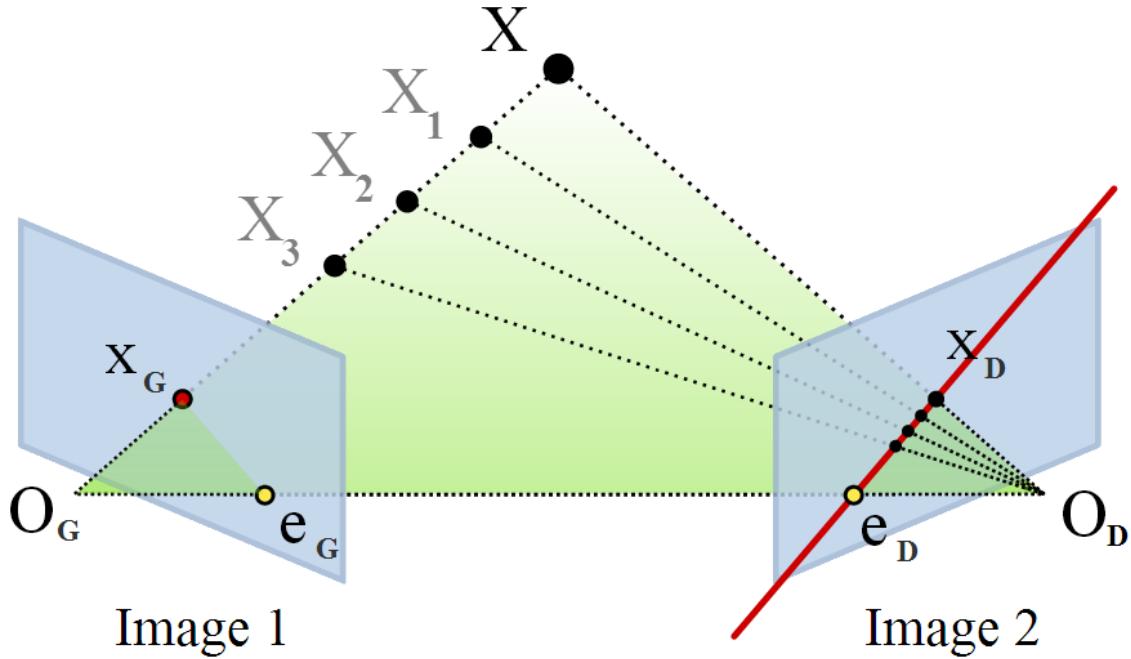


Figure 2.20 Recherche du correspondant et géométrie épipolaire, issue de <http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Epipolargeometrie-fr.svg?uselang=fr>

Numériquement, la relation entre l'équation de la ligne épipolaire si nous connaissons p ou p' est : $pFp' = 0$ où F est la matrice fondamentale, caractéristique de la géométrie entre les deux plans image. Pour calculer la matrice fondamentale, Longuet[32] a établi un algorithme appelé algorithme à 8 points, requérant 8 points sur chaque image à mettre en correspondance entre les deux images. Cet algorithme fait cependant la supposition que les correspondants sont choisis correctement, sans erreur. Cependant, dans une application réelle, il est peu probable que ceci soit le cas. Par exemple, un technicien devra cliquer sur 8 bifurcations sur chaque image et les mettre en correspondance. Les sources d'erreurs possibles sont au nombre de deux : d'abord, il peut faire une mauvaise mise en correspondance (erreur outlier) ou ne pas cliquer précisément sur la bifurcation, mais quelques pixels plus loin (erreur inlier). Un algorithme appelé RANSAC, détaillé par Fischler et Bolles [33], permet de prendre en compte ces potentielles erreurs (inlier et outlier) afin de calculer de manière robuste la matrice fondamentale. Cet algorithme fonctionne de la manière suivante. Nous disposons de N points à mettre en correspondance sur chaque image. Étant donné un nombre $k < N$ de points minimum nécessaire pour performer l'algorithme RANSAC et ϵ le taux d'outliers, il est possible de créer S échantillons de k points. La probabilité d'avoir un échantillon sans outlier

parmi s échantillons est alors de :

$$\rho = 1 - (1 - (1 - \epsilon)^k)^s \quad (2.9)$$

Étant donné une confidence ρ , le nombre d'échantillons à tester est :

$$s = \frac{\ln(1 - \rho)}{1 - (1 - \epsilon)^k} \quad (2.10)$$

La matrice fondamentale est alors calculée pour s échantillons aléatoires de k points. Les inliers sont calculés et l'échantillon présentant le meilleur taux d'inliers est gardé pour calculer la matrice fondamentale. Le fait de tester sur plusieurs échantillons permet d'obtenir une estimation robuste de la matrice fondamentale. Une fois la matrice fondamentale calculée, il est possible de calculer pour un point sur une vue la ligne épipolaire sur l'autre. Il reste alors à choisir le bon correspondant sur la ligne épipolaire.

Contraintes supplémentaires pour la recherche du correspondant

Une fois que la ligne épipolaire est obtenue, le candidat est sur cette ligne. Cependant, dans l'application des artères coronaires, il est peu probable que chaque point de la ligne centrale ait un unique candidat pour le correspondant. Blondel[15] montre, sur un exemple d'artères coronaires, que le nombre moyen de candidats pour le correspondant d'un point donné est de 4.8 candidats. Bien sûr, ceci n'est qu'un exemple, mais cela montre la problématique de comment sélectionner un unique candidat sur la ligne épipolaire. Des travaux optent pour une approche semi-automatique pour la mise en correspondance, en profitant d'une segmentation de la ligne centrale ayant donné des correspondances entre branches [12] ou de manière plus poussée, une description hiérarchique de l'arbre [22, 18, 21, 13]. Cela permet, au vue de la géométrie assez simple d'une branche (plus ou moins une ligne), de trouver un unique correspondant dans la plupart des cas en effectuant juste une intersection ligne épipolaire-branche. Pour une approche plus automatique, d'autres contraintes peuvent être ajoutées afin d'obtenir un correspondant unique tel qu'une contrainte de courbure ([19]). Les images représentant le même objet 3D, la courbure 3D se reflète sur les images 2D et impose des conditions sur les courbures en 2D. Windyga[34] et Garreau[35] utilisent de l'information *a priori* sur les positions relatives des artères pour exclure des candidats potentiels (contrainte d'ordre).

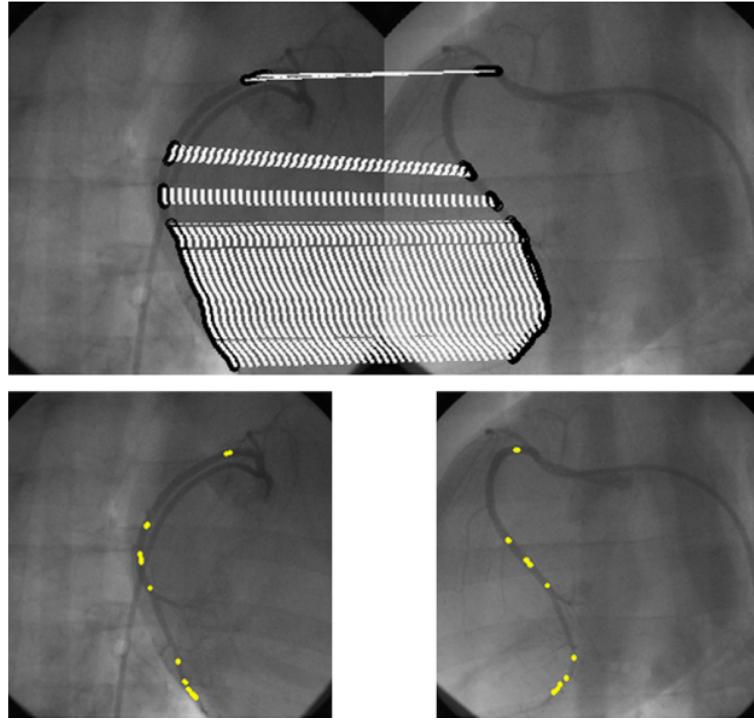


Figure 2.21 Correspondants par lignes épipolaires calculées par RANSAC (en haut) puis réduits par la contrainte de courbure (en bas), image issue du LIV4D

Blondel[15] utilise une troisième image afin de lever l'ambiguïté sur plusieurs candidats. Le bon candidat est le seul dont la reprojection sur une troisième image est sur la ligne centrale.

Reconstruction 3D de la ligne centrale Une fois que les lignes centrales sont paireées entre les images, la reconstruction 3D de la ligne centrale peut ainsi être calculée. La position du point 3D correspondant à deux points 2D mis en correspondance se situe à l'intersection entre les deux droites de projection créées entre les sources et les points en 2D (figure 2.22).

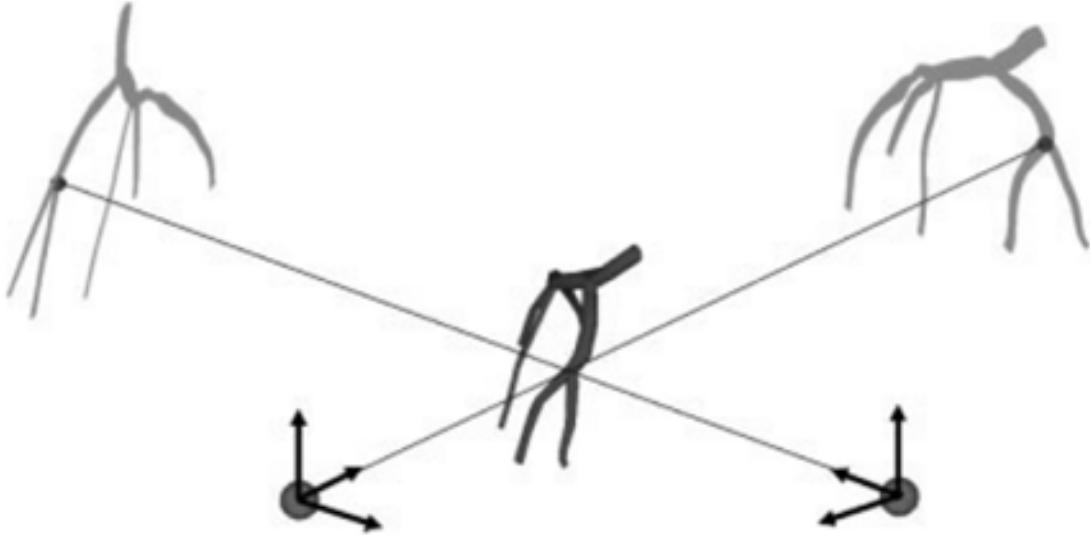


Figure 2.22 Reconstruction 3D, illustration de [12], reproduite avec permission

Quand le médecin désire observer spécifiquement une partie des artères coronaires, toutes les vues ne sont pas appropriées pour la visualisation de cette zone spécifique. Des travaux cherchent, à partir d'une reconstruction 3D de la ligne centrale, les vues optimales à acquérir pour visualiser une zone particulière des artères coronaires (sténoses par exemple) ([36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43]) et qui permettent la meilleure évaluation. Une première reconstruction 3D par stéréoscopie de la ligne centrale est effectuée avec deux vues non optimales. Ensuite, la reconstruction est reprojetée en 2D selon différents points de vues. Les vues optimales sont celles permettant le moins de superposition des branches et le moins d'effet dû à la perspective. Le médecin peut ensuite utiliser ces vues optimales afin d'observer au mieux la section d'artère qui l'intéresse.

Reconstruction de la surface des artères

Les rayons le long de la ligne centrale sont ensuite calculés dans les deux images. Andriotis [12] utilise la ligne centrale en prenant la normale à la tangente au point de la ligne centrale. Un filtre gaussien dérivé est appliqué au profil d'intensité le long de cette normale permettant d'observer les fortes variations d'intensité correspondant aux contours. La distance entre le point d'intersection de la normale avec les contours et le point de la ligne centrale est le rayon de l'artère. La ligne centrale étant par construction centrale, nous pouvons supposer que l'autre point d'intersection de la normale avec les contours est aussi à la même distance de la ligne centrale. Pour chaque point de la ligne centrale en 2D, nous pouvons donc trouver un vecteur de rayon, qui est normal à la tangente à la ligne centrale. Pour chaque point de

la ligne centrale en 3D est donc associé deux vecteurs rayons 2D correspondant chacun à une image. La géométrie projective permet de retrouver facilement ces vecteurs en 3D. Une ellipse peut alors être créée ayant comme centre le point 3D de la ligne centrale et utilisant les deux vecteurs rayons comme indiqué sur la figure 2.23. Cette ellipse représente la section normale à la tangente de l'artère.

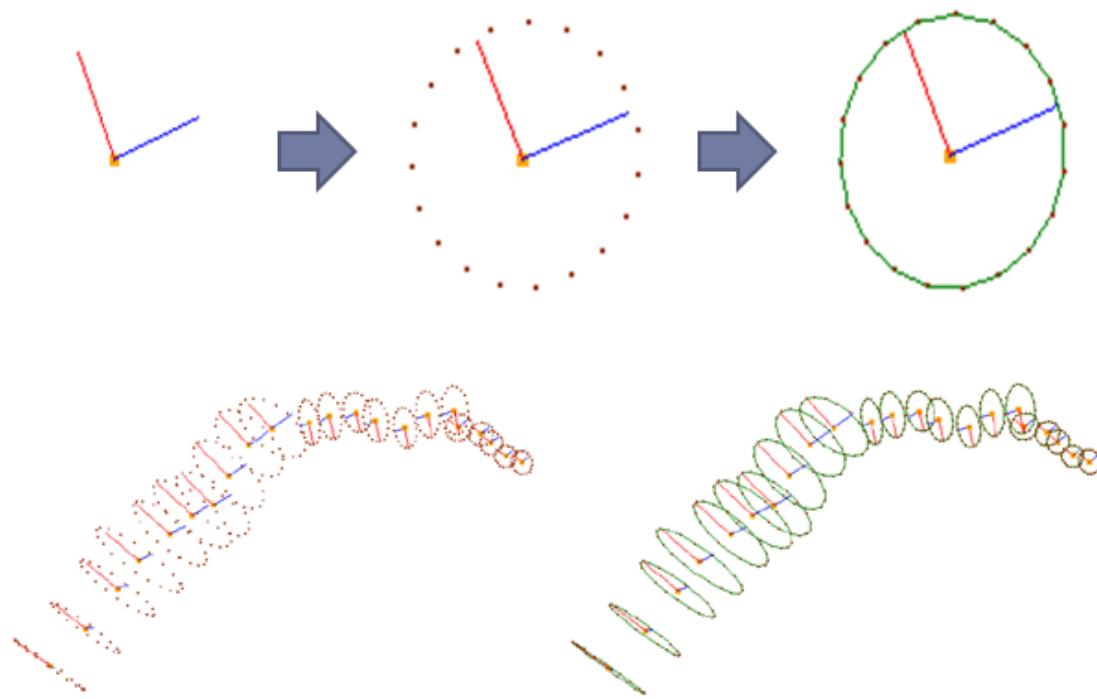


Figure 2.23 Vecteurs de section normale et ellipse créée

A partir de toutes les sections associées, une polygonisation permet d'obtenir la surface.

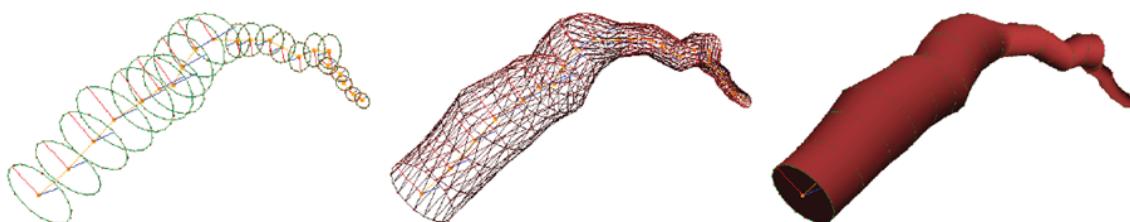


Figure 2.24 Mise en relation des différents sections par polygonisation, image issue du LIV4D

2.5.3 Extension à un nombre quelconque de vues

Plusieurs travaux ont utilisé un nombre supérieur à deux de vues, spécialement ceux travaillant à partir d'images issues d'une angiographie rotationnelle. Cet examen prend un grand nombre d'images en faisant une rotation de la source selon un axe. Cependant, en utilisant que les images synchronisées sur le même instant du cycle cardiaque, ce nombre diminue à environ quatre ([44]). Blondel [15] utilise une troisième vue pour lever une ambiguïté sur la recherche du correspondant. Sprague [45] utilise des lignes centrales déjà mises en correspondance entre trois images pour retrouver le calibrage du système et ainsi effectuer une reconstruction à partir de trois vues. Liao [14] procède par optimisation par coupe normalisée dans un graphe en utilisant également la géométrie épipolaire pour obtenir un reconstruction. Cette technique peut cependant s'appliquer sur un nombre quelconque d'images. Une image de référence est définie et l'espace 3D est découpé en tranches parallèles au plan image de l'image de référence. Chaque plan est défini par une étiquette. Le but est d'assigner à chaque point de la ligne centrale la bonne étiquette, qui va ainsi donner l'information de profondeur pour la reconstruction. La bonne étiquette est obtenue en optimisant une fonction de coût qui, pour chaque étiquette possible, reprojette le point 3D ainsi construit sur toutes les autres images disponibles et calcule la distance avec le point le plus proche de la ligne centrale sur ces images. La bonne étiquette est celle dont la projection sur les autres images est le plus proche de la ligne centrale (contrainte épipolaire). Cette reconstruction est discrète par plan, mais permet d'utiliser l'information venant de plusieurs images. Sun [46] effectue la reconstruction 3D volumique d'objet de type arbre en utilisant l'intersection de trois projections orthographiques orthogonales de silhouettes. Chaque voxel est testé dans chaque vue par une projection orthographique dans la vue. Si le voxel appartient à chaque silhouette dans chaque vue alors ce voxel fait partie de la reconstruction. Les trois vues utilisées sont orthogonales entre elles. Movassaghi [47] s'inspire de Sun [46] pour reconstruire des artères coronaires et leur volume à partir de plusieurs vues, cette méthode ressemble à la méthode de Forme à partir de la silhouette. Il utilise d'abord deux images et segmente sur celle-ci les lignes centrales manuellement. Il effectue ensuite la reconstruction 3D de la ligne centrale à partir de lignes 2D. Avec deux points correspondants sur les deux images, il effectue une triangulation afin de retrouver le point correspondant dans une troisième image. Pour chaque point d'une ligne centrale en 2D sur une vue, les deux points de bordure correspondant à l'intersection de la normale à la tangente au point 2D de la ligne centrale sont calculés. À partir du point 2D d'une ligne centrale, de ses deux points de bordure et du centre optique de la vue correspondante, un triangle est créé. Finalement, en prenant un point 3D de la ligne centrale obtenu pour deux vues, il y a autant de triangles que de vues associées à ce point. L'intersection des arêtes des triangles donne une enveloppe convexe en 2D, qui correspond

à une reconstruction de la section normale à la tangente au point 3D de la ligne centrale comme on peut le voir sur la figure 2.25.

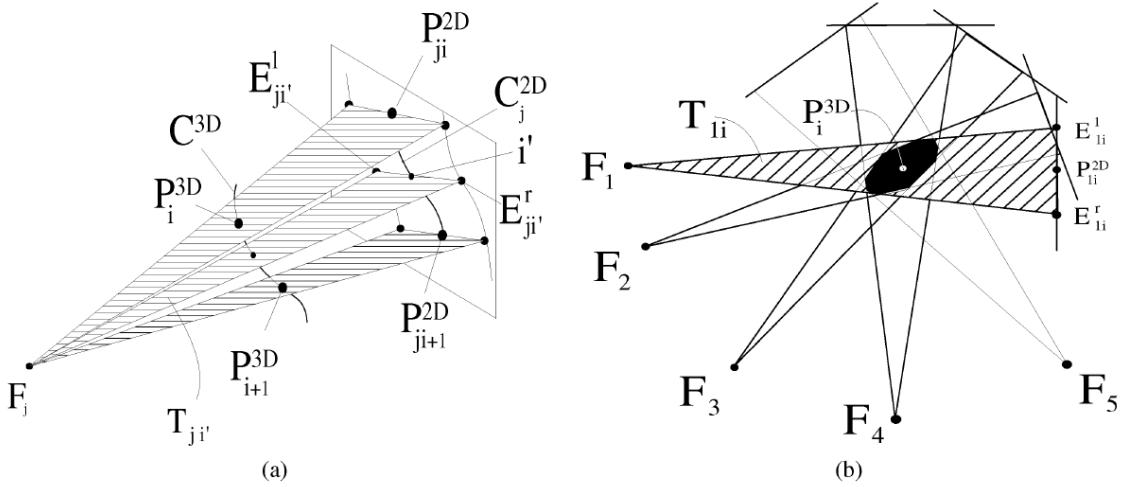


Figure 2.25 Méthode de reconstruction par Movassaghi issue de [47]

Cette méthode peut être vue comme une version discrétisée de l'enveloppe visuelle où l'évaluation du volume ne s'effectue qu'autour des points de la ligne centrale 3D. Le fait de recourir à la reconstruction par stéréoscopie pour obtenir la ligne centrale au départ est le principal reproche qui peut être fait à cet algorithme, car il ne se défaît pas des défauts de cette méthode (étape de mise en correspondance). Kayikcioglu [48] utilise la même méthode que Movassaghi [47], mais en projection orthographique. Cependant, après avoir obtenu la section 3D, il effectue une approximation inférieure par une ellipse de cette section. Il relie ensuite les ellipses entre elles pour obtenir la surface. Cela revient quasiment à la méthode de reconstruction de la surface utilisée en reconstruction par stéréoscopie, mais généralisée ici à trois vues. Enfin, Hu [44] effectue une reconstruction à partir de quatre vues prises d'un système d'angiographie rotationnelle, mais sa méthode peut s'appliquer à un nombre quelconque de vues. La méthode définit un modèle de maximum a posteriori. La fonction du maximum de vraisemblance de ce modèle utilise la probabilité que la projection d'un voxel appartienne aux structures d'intérêt sur les images. Cette probabilité suit un modèle gaussien centré sur les structures d'intérêt, qui se révèlent, dans leur méthode, être les silhouettes des artères coronaires.

2.5.4 Solutions commerciales de reconstruction 3D des artères coronaires

Toshiba a développé un logiciel, appelé CV-3DTM, qui permet la reconstruction à partir de deux ou trois vues angiographiques des artères coronaires ainsi que Siemens avec le logiciel syngo IZ3D[®]. Il s'avère que ces deux logiciels sont issus du même logiciel CardiOp-B System[®] développé par Paieon [49], acheté par les deux entreprises et intégré dans leur système d'acquisition angiographique [50]. Ce système effectue juste la reconstruction autour d'une bifurcation. La bifurcation est cliquée par l'utilisateur, puis trois points délimitant les trois branches à segmenter. Le contour de la zone de bifurcation est alors délimité. Il faut reproduire ceci dans les deux ou trois images angiographiques. Le calibrage est effectué en utilisant le cathéter sur une des vues ([51]). La reconstruction 3D est ensuite calculée. Cependant, cette reconstruction se limite à une bifurcation et demande un grand nombre d'interventions de l'utilisateur.

2.5.5 Limitations de la reconstruction par stéréoscopie

L'étape de mise en correspondance est la plus problématique, elle n'est soit pas automatique [18] (mise en correspondance des différentes branches des artères) ou coûteuse en temps de calcul. Dans un cadre de temps limité imposé par l'examen angiographique et afin de permettre une interactivité pour le médecin, avoir un de ces deux défauts ne rend pas appropriée cette méthode pour la reconstruction 3D des artères coronaires. De plus, nous souhaitons obtenir la géométrie des anévrismes, soit leur volume. La méthode par stéréoscopie simplifie à l'extrême une artère coronaire à une ligne centrale et à un ensemble de sections elliptiques. Ceci n'est pas un problème pour la visualisation d'artères saines mais deux vues ne sont pas suffisantes pour obtenir la géométrie 3D complexe d'un anévrisme. En effet, la section de l'anévrisme, qui peut s'avérer complexe, est alors réduite à une ellipse et perd tout son intérêt pour le diagnostic.

2.6 Reconstruction 3D à partir de silhouettes

La reconstruction à partir des silhouettes permet de retrouver le volume 3D d'un objet à partir des silhouettes des images. Ce concept a été pour la première fois présenté dans la thèse de Baumgart en 1974 ([52]) où il estime la forme 3D d'une poupée à partir de 4 silhouettes en prenant l'intersection de cônes créés à partir de celles-ci. Le terme, couramment utilisé pour désigner le volume 3D résultat, « Visual Hull » (Enveloppe Visuelle) a été pour la première fois introduit par Laurentini en 1991 [53].

2.6.1 Définition d'une silhouette

Une silhouette est une image binaire des contours d'un objet avec un intérieur sans caractéristiques spéciales. Notre convention est de prendre l'intérieur de l'objet blanc ($I = 1$) et l'extérieur noir ($I = 0$). L'image suivante montre la silhouette d'une pomme (figure 2.26).

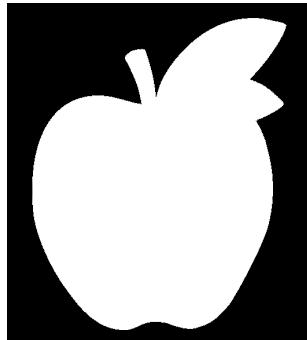


Figure 2.26 Silhouette d'une pomme

Comme nous pouvons voir sur l'image, une silhouette ne représente que strictement les contours d'un objet. Il n'y a pas de détail sur l'intérieur. Ici, il n'y a pas de différence entre les feuilles et le fruit en lui-même, qui se retrouve ici indifférencié.

2.6.2 Principe de base

Toute la littérature sur l'enveloppe visuelle s'accorde pour définir la reconstruction 3D comme l'intersection de cônes. Une silhouette est associée à une caméra (possédant la translation et la rotation correspondant au point de vue auquel correspond la silhouette) et elle est placée dans le plan image de celle-ci. Chaque cône, appelé cône visuel, est alors créé à partir du centre optique de la caméra (apex du cône) et de la silhouette (base de la silhouette) (figure 2.27).

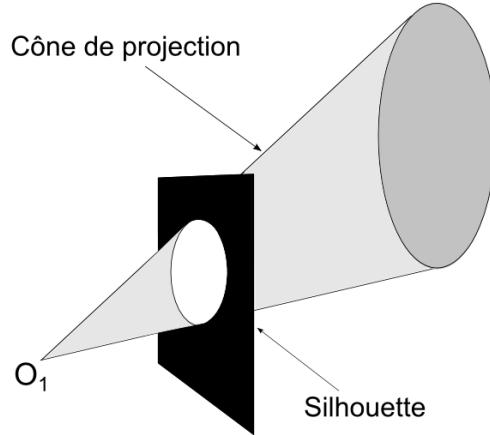


Figure 2.27 Cône de projection à partir d'une silhouette

L'enveloppe visuelle est l'intersection des différents cônes créés à partir des différentes silhouettes utilisées (figure 2.28). Du fait de la construction à partir des silhouettes, l'enveloppe visuelle constitue une limite supérieure de l'objet réel qu'on souhaite représenter.

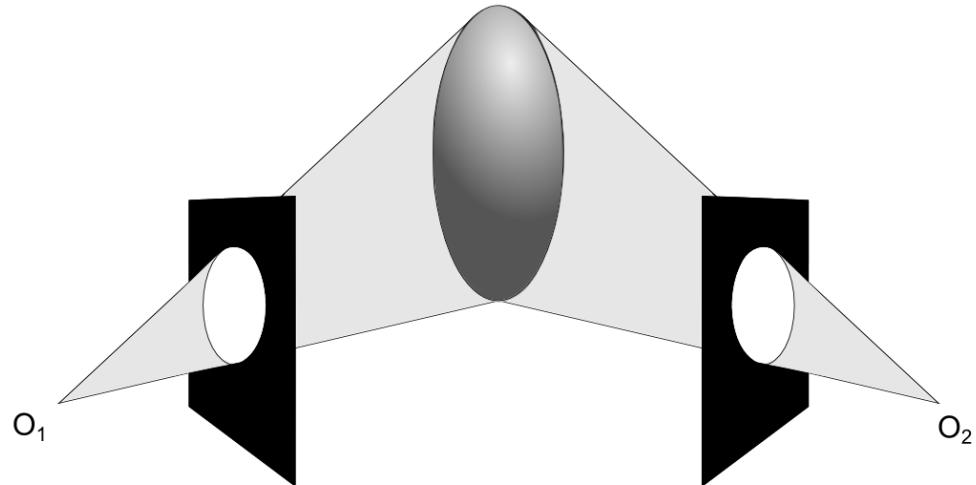


Figure 2.28 Enveloppe visuelle, intersection de deux cônes

2.6.3 Représentation et construction de l'enveloppe visuelle

Les méthodes pour représenter l'enveloppe visuelle se séparent en trois catégories : représentation volumique, représentation surfacique et par Bounding Edge. Les deux méthodes les

plus courantes pour représenter l'enveloppe visuelle sont les deux premières, mais la dernière méthode représente la majorité des travaux récents sur l'enveloppe visuelle.

Représentation surfacique

La surface de l'enveloppe visuelle peut être retrouvée en prenant l'intersection de la surface des différents cônes. Même si des travaux ont permis d'optimiser cette intersection pour certains types d'objet (polyèdres), la nature quelconque d'un objet 3D rend l'intersection des cônes difficile à calculer et potentiellement instable numériquement [54]. Une autre méthode de reconstruction surfacique est d'utiliser les méthodes de polygonalisation en triangles (cubes baladeur - Marching cubes [55] ou Polygonizer [56]). A la limite avec la représentation volumique, un ensemble de cubes est calculé comme étant à la surface de l'enveloppe visuelle. Un carreau triangulaire est créé à l'intérieur de chaque cube. L'ensemble des triangles va représenter la surface.

Un autre moyen de reconstruire le volume 3D est d'en faire une reconstruction volumique par voxels. L'espace est discrétisé en une grille de cubes (voxels). Chaque centre des voxels est testé en le projetant sur les différentes images. Si chaque projection est à l'intérieur d'une silhouette alors le voxel appartient à la reconstruction. La reconstruction 3D volumique est donc constituée de l'ensemble des voxels vérifiant la projection à l'intérieur des silhouettes. En comparant avec la reconstruction surfacique, nous remarquons que la reconstruction par voxels est un peu plus grossière que la reconstruction surfacique, ceci constituant un inconvénient de la méthode volumique. Il existe différents moyens pour choisir quels cubes doivent être évalués afin d'optimiser cette recherche. Celle de base, constituant à tester tous les voxels, est la plus lente, mais une recherche par octree rend plus rapide la reconstruction [57, 58].

Représentation par Bounding Edge

En dehors des deux méthodes courantes (surfacique et volumique), une nouvelle méthode de reconstruction par Bounding Edge s'est développée plus récemment [54, 59]. Sur une image donnée, en prenant un point sur les contours d'une silhouette, nous créons un rayon passant par ce point du contour et le centre optique de la caméra associée à l'image. Un bounding edge (arête attachée) est la ou les parties de ce rayon dont la projection dans toutes les autres silhouettes est à l'intérieur (entièrement) de toutes les silhouettes. Ceci est répété pour tous les points de contours de toutes les silhouettes. La reconstruction sera l'ensemble des lignes obtenues pour toutes les silhouettes. Le Bounding Edge n'est pas nécessairement continu si les silhouettes ne sont pas convexes (figure 2.29)

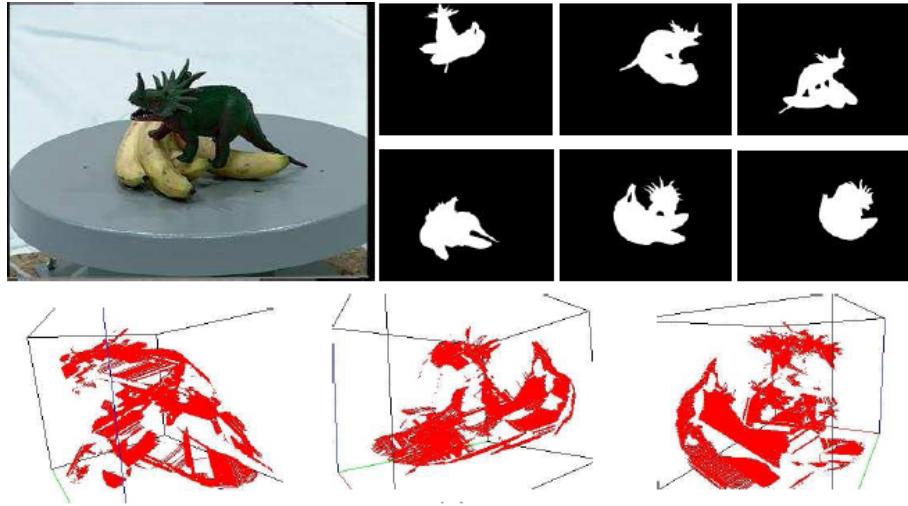


Figure 2.29 Reconstruction par Bounding Edge d'un dinosaure - ligne du bas , image de [54]

2.6.4 Comparaison des trois méthodes

Cheung[54] fait la comparaison des trois méthodes et expose leurs avantages et inconvénients. Il détaille les trois qualités possibles : leur exactitude, leur complétude et faible complexité algorithmique. La première est la capacité de la reconstruction à suivre les frontières exactes de l'enveloppe visuelle et la seconde est la capacité de la méthode à reconstruire toute l'enveloppe visuelle ou juste une partie.

Tableau 2.2 Qualités respectées ou non par les trois méthodes

Qualité	Surfacique	Volumique	Bounding Edge
Complétude	oui	oui	non
Exactitude	oui	non	oui
Complexité de calcul	importante	faible	modérée

Cheung [54] suggère que la méthode la plus rapide est une reconstruction volumique du fait de sa faible complexité algorithmique (projection de points sur les silhouettes). Les méthodes surfaciques et volumiques présentent l'avantage de reconstruire entièrement l'objet. Dans le cadre d'une application d'une reconstruction pour visualisation, la méthode par Bounding Edge ne peut être utilisée, car elle ne permet pas de reconstruire entièrement l'objet.

2.7 Objectifs du projet

Les buts du projet, présenté dans ce mémoire, sont, en premier, de reconstruire les artères coronaires en 3D afin d'obtenir la visualisation des anévrismes de la maladie de Kawasaki et que cette visualisation permette un meilleur diagnostic pour le patient en donnant au médecin la géométrie 3D de l'anévrisme. Le second but de notre projet est de réduire le nombre d'acquisitions angiographiques au minimum nécessaire afin d'éviter une sur-irradiation aux rayons en prenant des vues inutiles ou redondantes, mais le tout en conservant le meilleur diagnostic pour le patient. L'objectif est donc d'optimiser le nombre de vues nécessaires pour la visualisation 3D des anévrismes. La réalisation de cet objectif se subdivise en plusieurs étapes :

- Segmentation des silhouettes des artères coronaires
- Reconstruction volumique des artères par l'algorithme Forme à partir de la Silhouette
- Validation quantitative avec objet de référence
- Évaluation clinique de l'ensemble du processus

La méthodologie développée pour la réalisation de toutes ces étapes est détaillée dans le chapitre 3.

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE

Nous présentons dans ce chapitre la méthodologie développée dans ce mémoire. Le projet d'appliquer l'algorithme de Forme à partir de la silhouette à des images angiographiques passe, en premier, par la validation de cet algorithme pour observer s'il convient bien à une application sur des silhouettes d'artères. Dans un premier temps, nous allons donc présenter la validation de cette partie à l'aide d'images angiographiques simulées grâce à un CT-scan. Puis nous allons ensuite appliquer cet algorithme sur de vraies silhouettes d'artères, obtenues à partir d'images angiographiques atteints de la maladie de Kawasaki.

Nous présentons donc en premier notre méthode de validation permettant de justifier l'utilisation de la méthode Forme à partir de la silhouette dans la section 3.1 puis nous intégrerons cet algorithme dans le cadre plus global de notre application dans la section 3.2.

3.1 Validation de la méthode de Forme à partir de la silhouette à partir d'images simulées

Avant même de travailler avec de vraies artères, notre souhait est d'observer si la méthode Forme à partir de la silhouette en elle-même est appropriée à notre application. Nous simulons donc d'abord des artères coronaires et leurs silhouettes afin d'avoir pour entrée de l'algorithme Forme à partir de la Silhouette des artères propres (sans parasites de segmentation) et dont nous connaissons parfaitement toutes les données de calibrage (sans erreurs). De plus, afin de pouvoir procéder à une validation quantitative, nous devons pouvoir comparer la sortie de la méthode avec un modèle d'artères dont sont issues les silhouettes. Afin de rejoindre ces deux objectifs, nous utilisons un CT-scan de sujet sain adulte qui permet, premièrement d'obtenir un modèle d'artères coronaires en 3D et de générer des silhouettes simulées de ce même modèle qu'on peut utiliser comme entrée à l'algorithme Forme à partir de la silhouette. De cette manière, nous pouvons comparer la reconstruction avec le modèle. Si les résultats de comparaison sont qualitativement et quantitativement satisfaisants, cela veut dire que l'algorithme Forme à partir de la silhouette convient à notre application sur de vraies images angiographiques.

Nous présentons les différentes étapes de cette partie de validation dans le schéma algorithmique 1, étapes que nous détaillerons par la suite.

Algorithme 1 Étapes de la validation de l'algorithme Forme à partir de la silhouette

```

1: procédure CRÉATION D'UN MODÈLE D'ARTÈRES CORONAIRES AVEC ANÉVRISME
2:   Segmentation d'un CT-scan pour obtenir un modèle sain d'artères en 3D
3:   Ajout d'anévrisme sur le modèle d'artères
4: fin procédure
5: procédure GÉNÉRATION DE SILHOUETTES D'ARTÈRES SIMULÉES
6:   Application de la méthode de Radiographie Reconstruite Numériquement
7:   Binarisation des angiographies simulées pour obtenir des silhouettes
8: fin procédure
9: procédure VALIDATION DE L'ALGORITHME FORME À PARTIR DE LA SILHOUETTE
10:  Reconstruction avec comme entrée les silhouettes simulées
11:  Comparaison qualitative avec le modèle d'artères
12:  Création de métrique de comparaison quantitative
13:  Comparaison quantitative avec le modèle d'artères
14: fin procédure

```

3.1.1 Création d'un modèle d'artères coronaires avec anévrisme

Nous détaillons la partie suivante les étapes que nous avons suivies pour créer un modèle d'artères coronaires avec anévrisme.

Extraction des artères coronaires

À partir du CT-scan, un modèle 3D des artères est extrait et celui-ci va constituer notre objet de référence dans la suite de la validation. La première étape est de segmenter le CT-scan afin d'en extraire les artères coronaires droite et gauche. La méthode utilisée ici vient des travaux de [60, 61] qui ont extrait la ligne centrale et les rayons d'une artère à partir d'un CT-scan. Ils ont appliqué, en premier, des filtres de rehaussement des artères de type multi-échelles puis ils ont fait une recherche de chemin à moindre coût sur le volume.

Ensuite, un clustering permet de séparer les deux artères. Nous avons alors des modèles d'artères coronaires gauche et droite en volumique séparés.

Ajout d'un anévrisme

Afin d'obtenir un modèle réaliste d'artères de patients atteints de la maladie de Kawasaki, un anévrisme a été simulé et ajouté sur le modèle 3D des artères coronaires.

Analyse des statistiques des anévrismes et des images angiographiques pour la simulation de l'anévrisme Afin d'obtenir un modèle réaliste d'anévrisme, nous avons

décidé de nous rapporter aux statistiques présentées dans la revue de littérature. Nous avons décidé de ne placer qu'un seul anévrisme sur les artères, bien que les statistiques montrent que le patient en présente majoritairement 2. Cependant, nous nous conformons aux statistiques, en ce qui concerne la forme et la position, 2.2 ainsi qu'aux données angiographiques dont nous disposons. L'artère coronaire gauche est celle dont le plus de vues sont acquises, environ 5, à défaut de 2 vues pour l'artère coronaire droite. Cette artère semble donc présenter plus de difficultés pour le médecin en ce qui concerne l'évaluation de la géométrie de l'anévrisme. Nous avons donc décidé de placer l'anévrisme sur l'artère gauche. En suivant les statistiques, nous plaçons alors l'anévrisme au milieu de la LAD. Enfin, pour sa forme, il est choisi comme sacculo-fusiforme.

Simulation d'un anévrisme Maintenant que nous savons où placer l'anévrisme et ainsi que sa forme, nous décrivons la méthode utilisée pour modéliser l'anévrisme souhaité. Afin de positionner correctement notre anévrisme, nous effectuons une séparation en 40 différents clusters du modèle d'artère par la méthode des k-means afin de créer 40 différentes parties d'artères. Suivant la position souhaitée de l'anévrisme, le cluster correspondant à la position souhaitée est sélectionné. Nous obtenons alors un voisinage de points V (formant un nuage de points) de la position souhaitée de l'anévrisme. Maintenant pour la simulation de l'anévrisme, nous le modélisons comme un ellipsoïde ayant un demi-axe majeur a et deux demi-axes mineurs b, c respectant

$$a < b < 2a \text{ et } a < c < 2a$$

Une Analyse par Composantes Principales (ACP) est réalisée sur l'ensemble de points de voisinage V et permet d'obtenir la direction de l'artère ainsi que son rayon dans ce voisinage. Nous utilisons ces informations pour créer l'ellipsoïde. L'ACP donne 3 valeurs propres ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ avec $|\lambda_1| > |\lambda_2| > |\lambda_3|$) et 3 vecteurs propres associés ($B' = (f_1, f_2, f_3)$, la base propre) Le premier vecteur propre donne la direction principale de l'artère et les deux vecteurs suivants la section transversale. Nous procédons de la manière montrée sur la figure 3.1 pour créer l'anévrisme à partir des valeurs et vecteurs propres.

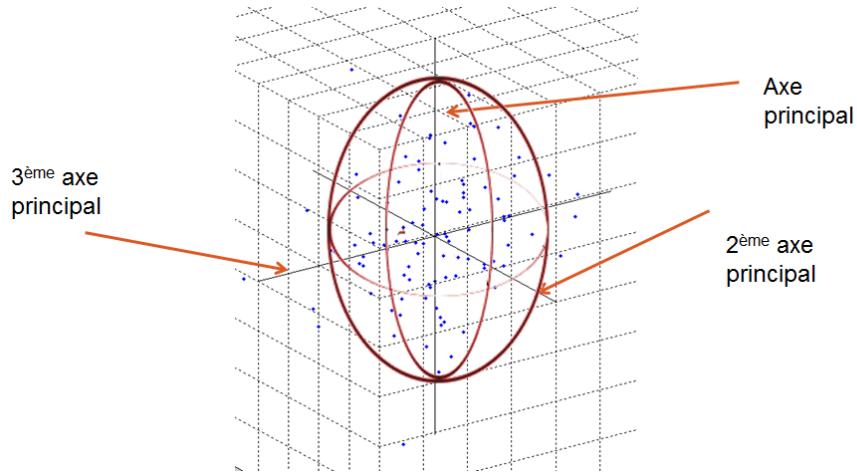


Figure 3.1 Nuage de points englobé par une ellipsoïde

Mathématiquement, ceci est réalisé en définissant l'anévrisme comme tout point 3D x vérifiant la formule 3.1.

$$(x - v)PDP^{-1}(x - v)^t \leq R^2 \quad (3.1)$$

où v le centre de gravité du nuage de point (location idéale de l'anévrisme), R le rayon, $P = P_B^{B'}$ la matrice de transition de B (la base standard) vers B' et

$$D = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha\lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha\lambda_3 \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

α est un paramètre pour augmenter le volume de l'anévrisme dans les directions secondaires. Comme indiqué plus haut, les deux vecteurs propres secondaires sont associés à la section transversale de l'artère. Notre but est de gonfler cette section pour obtenir un anévrisme, nous introduisons donc un facteur de gonflement α , qui dans notre application a une valeur supérieure à 1.

L'avantage de l'ACP, effectuée sur un voisinage local de la location souhaitée, est de permettre de garder la direction de l'artère et donc d'obtenir un anévrisme physiquement réaliste. L'ellipsoïde créée pour simuler l'anévrisme est une fonction implicite comme le montre l'équation 3.1. Pour obtenir une représentation physique de cet anévrisme, il faut tester cette condition en chaque voxel de la zone entourant l'artère (ce qui, dans notre cas, est la grille créée par le CT-scan) Nous ajoutons les voxels qui respectent cette condition au modèle d'artère coronaire. Nous réintroduisons, de plus, l'anévrisme au CT-scan segmenté, qui possédait des valeurs binaires suivant l'appartenance du voxel à l'artère coronaire, en mettant les voxels de l'anévrisme aussi à 1. Nous avons ainsi un CT-scan d'artère coronaire

avec un anévrisme.

3.1.2 Génération de silhouettes d'artères simulées

En utilisant le CT-scan modifié auquel a été ajouté un anévrisme, il est possible d'obtenir des silhouettes des artères de ce CT-scan grâce à la méthode de Radiographie Reconstruite Numériquement (Digitally Reconstructed Radiography ou DRR). Cette méthode permet la simulation d'images angiographiques à partir d'un CT-scan. Nous disposons d'un CT-scan que l'on place centré sur l'origine. Nous créons artificiellement une source et un plan détecteur où se forme l'image comme nous pouvons le voir sur la figure 3.2. Ensuite, pour chaque pixel de l'image dans le plan détecteur, nous créons un rayon entre la source et ce pixel. Si le rayon n'intersecte pas le volume CT-scan, le pixel est égal à 0. Quand le rayon intersecte le volume, on regarde l'ensemble des voxels traversés par le rayon et nous additionnons les valeurs à l'intérieur de tous ces voxels. Cette somme est la valeur au pixel.

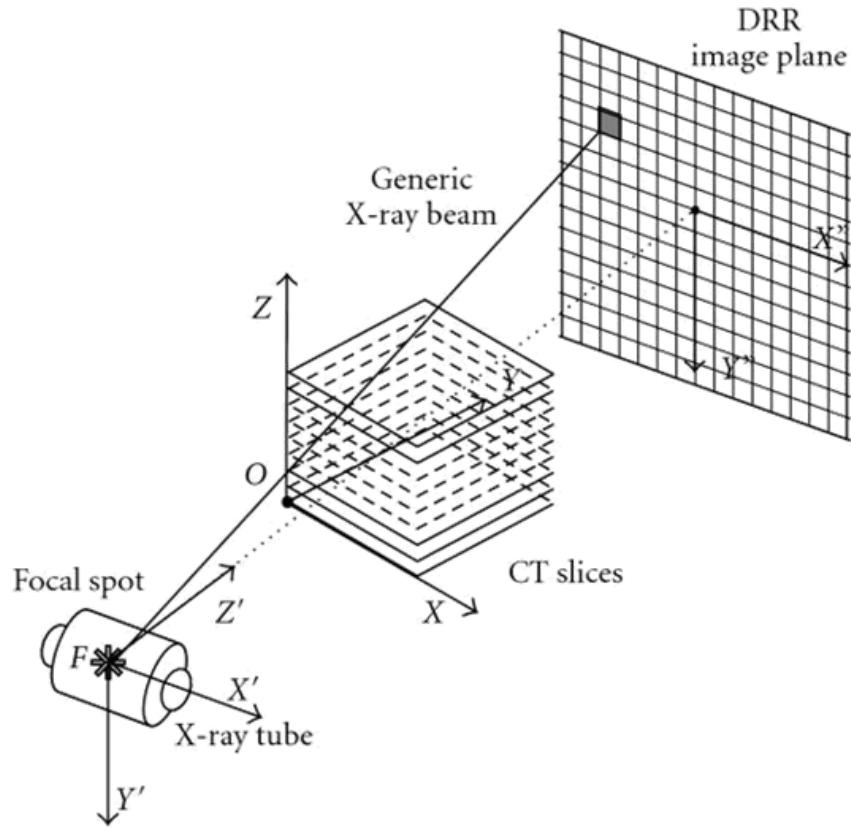


Figure 3.2 Méthode DRR, image prise de [62]

Cette méthode exprime, comme une angiographie, une atténuation à travers un volume.

Sachant que plus le rayon va intersecter de voxels de valeur importante plus la somme sera importante, plus le pixel sera d'intensité proche de 255. À la sortie, nous obtenons l'image en niveaux de gris des artères coronaires avec l'anévrisme ajouté. Un seuillage permet alors d'obtenir des silhouettes d'artères coronaires, le seuil vaut tout simplement 1 dans notre cas.

Paramètres utilisés pour la méthode DRR

Les conditions d'acquisition des images DRR sont à mettre en parallèle avec les conditions d'acquisitions d'images angiographiques. Il est possible de définir les mêmes paramètres SID , SOD , DP et f ainsi que les mêmes rotations et translations. Ces paramètres que nous définissons nous-mêmes sont importants car ce sont les mêmes paramètres que nous réutiliserons dans la méthode Forme à Silhouette pour le calibrage des vues car la méthode suppose ces paramètres connus. En nous aidant des valeurs présentes dans les DICOM, nous avons donc décidé que la source est située à une distance (SOD) 1000mm de l'origine, le détecteur est à une distance (SID) 3000mm de la source. La focale est de $f = 2600$. L'image dans le plan détecteur est de taille $512*512$ et ses pixels sont de taille $DP = \frac{SID}{f} = 1.15mm$. Les angles utilisés pour générer les images sont ceux généralement utilisés à l'Hôpital Sainte-Justine pour l'évaluation des anévrismes sur l'artère coronaire gauche. Ces angles nous ont été donnés par l'équipe des technologues du KT de l'Hôpital Sainte-Justine et valent :

- LAT
- AP
- 40 LAO 35 CRA
- 30 LAO 25 CRA
- 30 LAO 25 CAU
- 30 RAO 25 CAU
- 30 RAO

Maintenant que nous disposons des images à mettre en entrée de l'algorithme Forme à partir de la silhouette ainsi que des données de calibrage qui lui sont nécessaires, nous détaillons dans la suite comment est effectuée exactement cette reconstruction .

3.1.3 Validation de l'algorithme Forme à partir de la silhouette en condition parfaite

Afin de faire la reconstruction en utilisant l'algorithme Forme à partir de la silhouette, nous décrivons ici les hypothèses utilisées dans notre méthode de reconstruction. Comme expliqué dans 2.6.4, il existe trois manières de calculer l'enveloppe visuelle dans la méthode Forme à partir de la silhouette, soit une reconstruction surfacique, volumique ou par Boun-

ding Edges. Comme mentionnée, pour notre application, la reconstruction doit être complète (éliminant ainsi la reconstruction par Bounding Edges), mais aussi rapide. Ce dernier critère donne un avantage à la reconstruction volumique par rapport à la reconstruction surfacique. Nous allons expliquer dans la sous-section suivante comment est effectuée la reconstruction volumique dans la méthode Forme à partir de la silhouette.

Reconstruction volumique

La reconstruction volumique se fait selon 3 étapes que l'on présente sur le schéma algorithmique 2. Nous détaillons ensuite ces différentes étapes.

Algorithme 2 Méthode de Forme à partir de la silhouette

```

1: procédure RECONSTRUCTION VOLUMIQUE(Calibrage connu du système, Silhouettes
   dans les plans détecteurs)
2:   Détermination de la zone de reconstruction grâce à la connaissance des paramètres
   de calibrage
3:   Création d'une grille 3D de voxels sur cette zone définie
4:   pour toutes les cubes de la grilles faire
5:     si chaque projection du centre du voxel dans chaque plan détecteur est à l'intérieur
     la silhouette alors
6:       la valeur du voxel est mise à 1
7:     sinon
8:       la valeur du voxel est mise à 0
9:     fin si
10:   fin pour
11: fin procédure

```

Il faut d'abord définir la zone où se situera la reconstruction, cette zone est délimitée par les images et le calibrage connu des vues permet d'obtenir une assez bonne estimation de cette localisation. Sur cette zone, une grille 3D est créée, la taille d'un voxel est laissée à l'évaluation de l'utilisateur qui peut la modifier suivant des critères de vitesse d'exécution ou d'esthétique. Si la rapidité est le critère important, une reconstruction grossière pourra être effectuée très rapidement en utilisant des voxels de grande taille. Si, au contraire, le but est d'obtenir la reconstruction la plus précise possible, le voxel de plus petite taille possible est souhaitable. Cependant, il existe une taille minimale de voxel dépendant de la résolution des images utilisées. Il est inutile de descendre sous peine de tester de nombreux voxels sur les mêmes pixels. Cette distance minimale se calcule facilement grâce au théorème de Thalès. Nous prenons le cas limite où deux centres de voxels voisins se projettent aux deux extrémités d'un pixel.

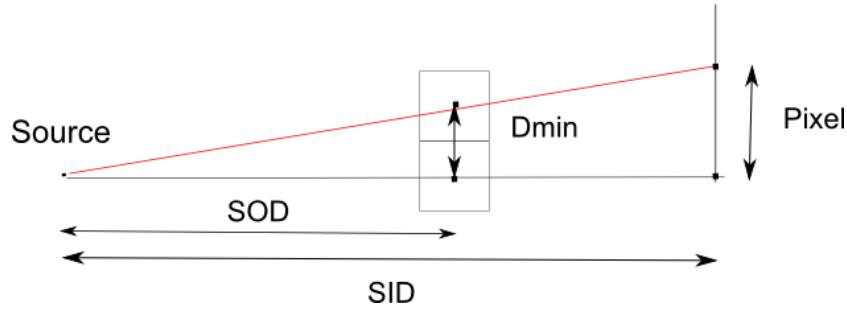


Figure 3.3 Taille minimale d'un voxel

Le théorème de Thalès montre alors que :

$$\frac{D_{min}}{DP} = \frac{SOD}{SID}$$

$$D_{min} = DP \frac{SOD}{SID} = \frac{SOD}{f}$$

La résolution du voxel est donc dépendante de la résolution de l'image et il est inutile d'aller chercher des résolutions très élevées si les images ne sont pas de résolution élevée. Ensuite, chaque centre des voxels est alors soumis à la condition de l'enveloppe visuelle qui est la suivante :

Si la projection de ce point dans chaque vue angiographique est à l'intérieur des silhouettes pour toutes les vues alors le voxel va appartenir à la reconstruction.

À l'inverse, s'il est à l'extérieur pour ne serait-ce que d'une vue alors il est considéré comme n'appartenant pas à la reconstruction.

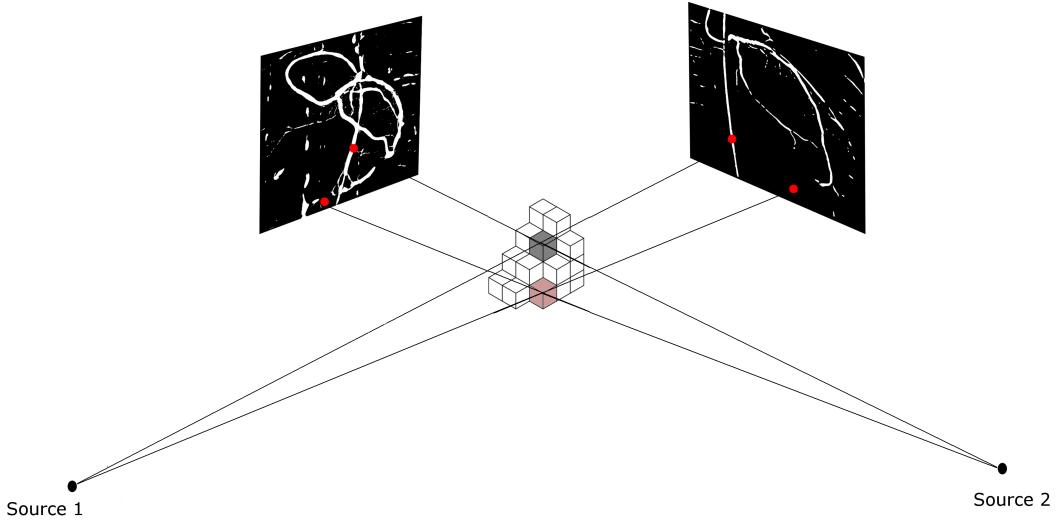


Figure 3.4 Projection de voxels dans deux silhouettes

Sur l'image 3.4 , le pixel gris appartient à la reconstruction, car sa projection dans les 2 vues est à l'intérieur des silhouettes. À l'inverse, le voxel rouge n'y appartient pas, car aucune de ses projections n'est à l'intérieur d'une silhouette. Il est possible de modéliser cette condition d'un point de vue mathématique selon l'équation 3.3. Un point 3D P de coordonnées (x, y, z) appartient à l'enveloppe visuelle si

$$\sqrt[n]{\prod_{i=1}^n I_i(u_i, v_i)} = 1 \quad (3.3)$$

où n = nombre de vues angiographiques, (u_i, v_i) coordonnées dans le plan détecteur de la i -ème vue de la projection du point P et I_i l'image de la silhouette dans la i -ème vue. En pratique, c'est le membre de gauche dans l'équation qui est testé pour chaque voxel et ceux dont le résultat vaut 1 sont les voxels de la reconstruction. Dans notre méthode, la recherche des voxels de la reconstruction se fait selon un modèle de recherche linéaire (c'est-à-dire que chaque voxel est testé un à un progressivement sur la grille 3D). C'est la recherche avec le plus grand temps de calcul.

Nous avons aussi développé la recherche des voxels de reconstruction par octree. Nous prenons la grille initiale de base et la subdivisons en 8 cubes. Pour chaque cube, les 8 sommets sont projetés dans les silhouettes et les enveloppes convexes des 8 projections sont calculées (voir Figure 3.5). Si toutes les enveloppes convexes dans toutes les vues intersectent les silhouettes alors nous subdivisons encore ce cube en 8 plus petits sinon nous le laissons de

côté. Ce processus de subdivision est répété jusqu'à une taille minimale de voxel prédéfinie. Ce type de recherche permet de laisser de côté très rapidement de grands volumes et accélère la reconstruction volumique.

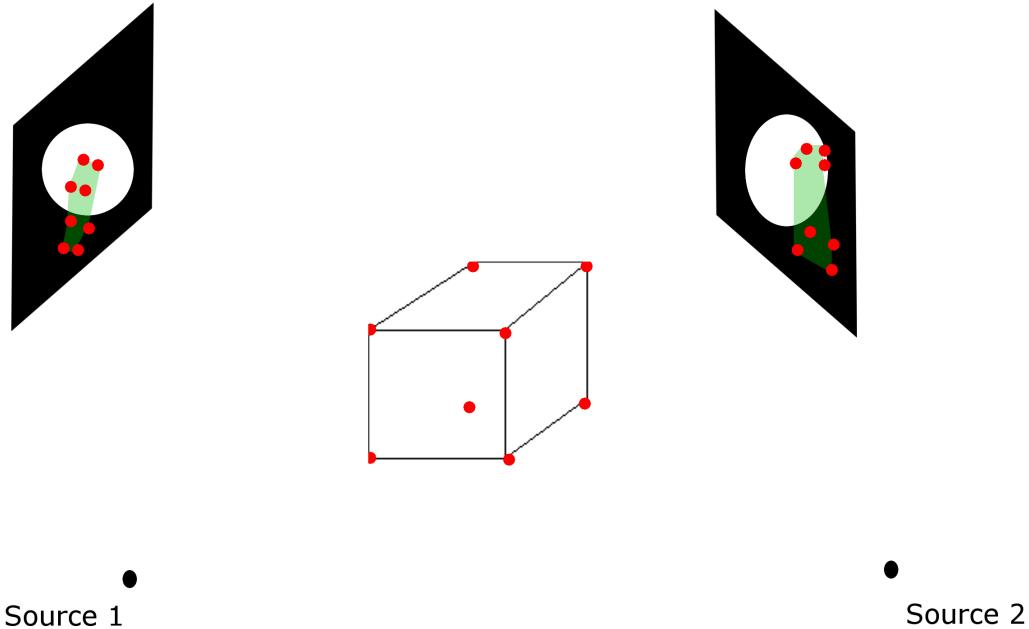


Figure 3.5 Enveloppe convexe dans les silhouettes

Maintenant que la reconstruction volumique a été présentée, il est possible de procéder à la reconstruction à partir d'images simulées obtenues à la sous-section 3.1.2. Afin de tester la validité de la technique Forme à partir de la silhouette en elle-même, nous la testons en considérant des paramètres de calibrage tels que les paramètres intrinsèques (focale, coordonnées du point principal) et extrinsèques (rotation et translation) qui sont les mêmes que ceux utilisés pour la génération des images simulées explicités à la sous-section 3.1.2. Nous pouvons donc comparer dans des conditions parfaites le modèle et le résultat de la reconstruction 3D. À partir de cela, nous pouvons effectuer une comparaison qualitative de la différence entre le modèle et la reconstruction.

Comparaison qualitative

Cette comparaison s'effectue très simplement en comparant visuellement la différence esthétique entre les deux volumes.

Comparaison quantitative

Afin d'évaluer numériquement l'efficacité de l'algorithme Forme à partir de la silhouette, nous avons défini deux métriques IR et RER que nous définissons dans la partie 3.1.3. Ces métriques sont aussi utiles pour mettre le doigt sur les éventuels défauts de l'algorithme.

Mesures quantitatives Comme mentionné dans la section 3.1.3, la reconstruction est effectuée sur une grille 3D. Afin de pouvoir comparer le modèle d'artères et la reconstruction durant la validation, les dimensions de cette grille sont les mêmes que celles du CT-scan. Nous pouvons donc comparer voxel à voxel le modèle d'artères V_{Ref} et la reconstruction V_{Rec} . Il est alors possible de prendre l'intersection de ces deux volumes ($V_{Ref} \cap V_{Rec}$). Ce volume montre si la position de la reconstruction est correcte par rapport au modèle d'artères. Nous créons deux mesures à partir des différents volumes, RER (pour Reconstruction Excess Rate) et IR (pour Intersection Rate)

$$RER = \frac{\text{Nombre de voxels } V_{Rec}}{\text{Nombre de voxels } V_{Ref}} \quad (3.4)$$

$$IR = \frac{\text{Nombre de voxels } (V_{Ref} \cap V_{Rec})}{\text{Nombre de voxels } V_{Ref}} \quad (3.5)$$

La première mesure rend compte de l'excès ou du manque de voxels de la reconstruction par rapport au modèle d'artère et la seconde mesure permet de se rendre compte de la précision de la position de la reconstruction.

Maintenant, nous pouvons procéder à une comparaison numérique de la reconstruction et du modèle. Nous souhaitons mettre en place une procédure afin de réduire le nombre de combinaison de vues possible tout en présentant les meilleurs résultats.

Procédure de classement des meilleures reconstructions par nombre de vues

Les vues AP et LAT sont utilisées de routine pour l'évaluation des anévrismes. Nous effectuons donc les simulations avec ces 2 vues, maintenant il s'agit de savoir quelles vues supplémentaires étudier. Nous effectuons donc la reconstruction avec un nombre supérieur ou égal à 2 de vues avec AP et LAT déjà incluses. Sachant que pour une vue, à partir de la 3ème vue, il y a 5 possibilités de choix d'angulations dans notre simulation, ceci fait $!(n - 2)$ possibilités de combinaison de vues si nous utilisons n vues au total. Ne pouvant rechercher de manière exhaustive toutes les possibilités, nous avons choisi de nous suivre une procédure itérative afin de présenter les meilleures reconstructions. Nous décrivons ici cette procédure. Nous procérons d'abord à une reconstruction à partir de 3 vues en testant chaque

vue possible. Nous recherchons alors la meilleure 3ème vue parmi les vues disponibles en calculant nos métriques, celle qui présente un RER et IR le proche de 1 est considérée comme meilleure vue. Pour la meilleure 4ème vue, nous utilisons AP, LAT ainsi que la meilleure 3ème vue et le reste des vues disponibles pour la quatrième puis nous sélectionnons ainsi la meilleure quatrième vue et ainsi de suite, pour un nombre croissant de vues. De cette manière, nous effectuons, pour le processus global en allant jusqu'à 7 vues, $5 + 4 + 3 + 2 + 1 = 14$ combinaisons. Ce chiffre est à comparer au $!(7 - 2) = !5 = 120$ combinaisons possibles. De cette manière, il est extrait un classement des meilleures vues à utiliser pour chaque vue. Les mesures ont été réalisées sur l'artère en entier en premier.

Analyse spécifique au niveau de l'anévrisme

Cependant, ce qui nous intéresse est que l'anévrisme soit bien reconstruit, nous avons donc décidé d'effectuer également une mesure quantitative sur la branche correspondante à l'anévrisme. Nous avons manuellement séparé les différentes branches de l'artère et ce découpage se retrouve sur la figure 3.6. La même procédure que présentée dans la section 3.1.3 pour l'artère en entier a ensuite été appliquée à la section de l'anévrisme.

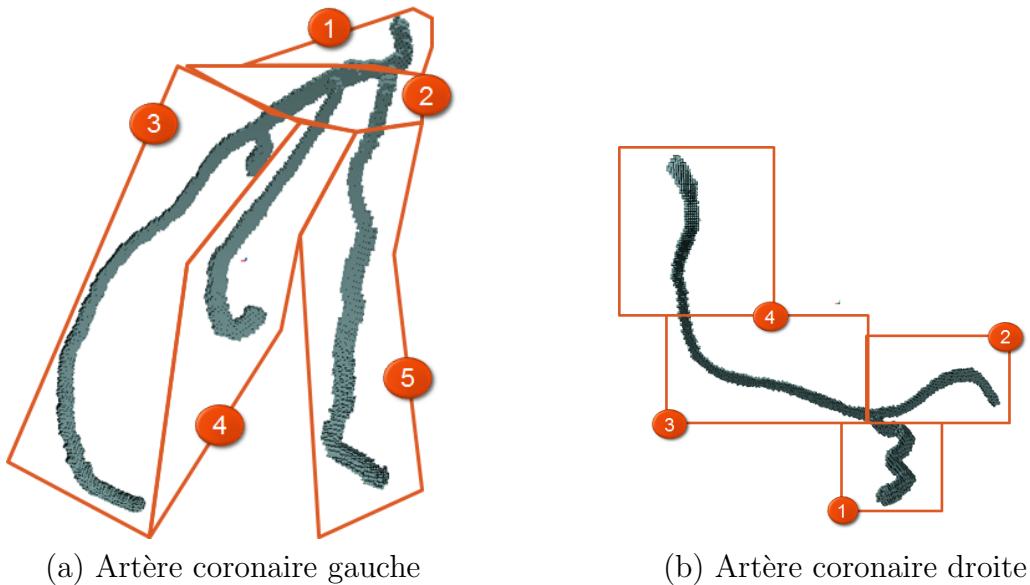


Figure 3.6 Séparation en sections

3.1.4 Test de robustesse de la méthode Forme à partir de la silhouette

Toutes les simulations effectuées précédemment partent du principe que les données de calibrage sont parfaites. Or à terme, notre but est d'utiliser la méthode Forme à partir de

la silhouette sur des images angiographiques où les données de calibrage sont obtenues à partir des données DICOM. Comme expliquée dans la thèse de Fallavollita, les paramètres angiographiques associés au DICOM sont quelque peu imprécis, ce qui peut poser problème à notre reconstruction sachant que nous utilisons ces paramètres comme données de calibrage à notre algorithme. Nous avons ainsi souhaité étudier l'influence d'erreurs de calibrage en effectuant des reconstructions avec des erreurs sur les différents paramètres et/ou différentes vues. Pour les différentes simulations effectuées, nous reprenons notre classement obtenu avec des simulations sans erreur.

Nous souhaitons disposer des erreurs sur plusieurs vues et plusieurs paramètres à la fois. Ce modèle d'erreurs est réaliste, car si on suppose qu'une erreur peut être présente pour une vue alors elle en est de même pour toutes les autres. Il en est de même pour les paramètres. Nous allons tester des erreurs sur un seul paramètre à la fois pour les angles sagittaux et transversaux séparés, puis les deux ensemble ainsi que la focale, le point principal et la translation. Enfin, nous testons une configuration rassemblant toutes ces erreurs.

Pour ce qui est des erreurs sur les angles, nous testons une erreur uniforme de 1 degré sur tous les angles (sagittaux ou transversaux). Une erreur uniforme sur la focale de 3% et une erreur uniforme de 7 pixels sur chaque coordonnée du point principal. Les valeurs de 1 degré pour les angles viennent du fait que les paramètres DICOM sont des entiers. Les angles sont donc définis au degré près. Enfin, les ordres des valeurs d'erreur sur la focale et sur le point principal sont ceux proposés par Fallavollita dans sa thèse [63]. Ce qui semble être potentiellement une source d'erreur pour le paramètre translation est le fait que les valeurs de translation sont différentes d'une vue à l'autre. Pour vérifier cette hypothèse, nous regardons une configuration avec une erreur uniforme de 10mm sur toutes les vues et une configuration avec une erreur gaussienne centrée sur la valeur sans erreur de la translation avec une variance de 20mm. Pour la variance, nous nous sommes référés aux données DICOM pour observer les différences entre les valeurs de translation présentes.

Les résultats qualitatifs et quantitatifs obtenus suite à cette partie permettront d'attester ou non de la validité de l'application de la méthode Forme à partir de la silhouette.

3.2 Évaluation de l'algorithme de Forme à partir de la silhouette sur des données cliniques

Après avoir testé la validité de l'algorithme Forme à partir de la silhouette lui seul, nous l'intégrons maintenant à notre application de reconstruction à partir d'images angiographiques. Nous modélisons notre application de la manière présentée sur le graphique 3.7.

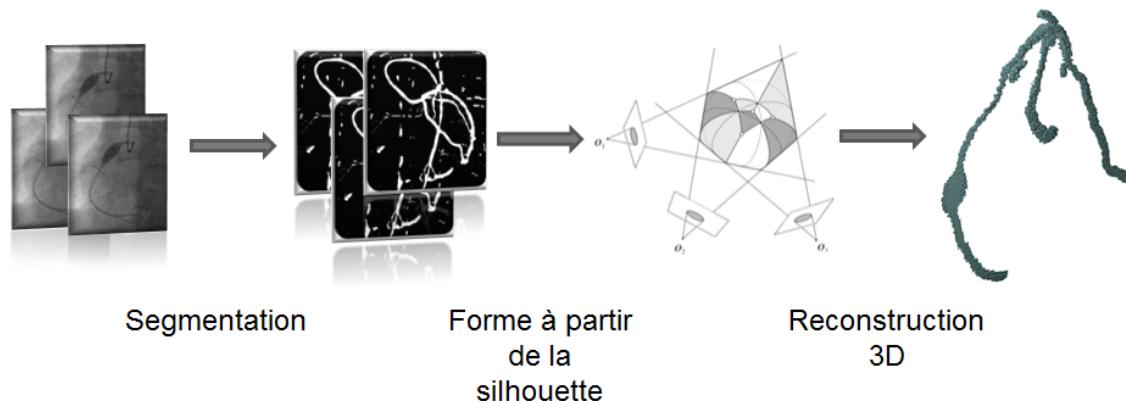


Figure 3.7 Méthodologie de l'évaluation clinique

Nous souhaitons maintenant tester toute cette chaîne dans cette section. Contrairement à la partie précédente, de nouveaux défis apparaissent. En effet, nous n'avons plus directement des silhouettes correspondantes parfaitement à un modèle, mais des images angiographiques à segmenter afin d'obtenir les silhouettes. De plus, alors que les paramètres de calibrage étaient parfaitement connus, maintenant nous avons pour seule indication les paramètres associés au DICOM.

Algorithme 3 Application clinique de l'algorithme Forme à partir de la silhouette

- 1: **procédure** EXTRACTION DES PARAMÈTRES ET IMAGES ANGIOGRAPHIQUES À PARTIR DES DICOM
 - 2: Extraction des paramètres d'acquisition et conversion en paramètres de calibrage
 - 3: Choix des images dans les séquences DICOM - synchronisation ECG
 - 4: **fin procédure**
 - 5: **procédure** SEGMENTATION DES ARTÈRES CORONAIRES
 - 6: Rehaussement des artères coronaires
 - 7: Seuillage par binarisation pour obtenir des silhouettes
 - 8: Nettoyage des images par ouverture morphologique
 - 9: **fin procédure**
 - 10: **procédure** RECONSTRUCTION DES IMAGES
 - 11: Application de la méthode Forme à partir de la silhouette avec données de calibrage et silhouettes segmentées
 - 12: **fin procédure**
-

Nous effectuons maintenant les reconstructions à partir de données cliniques obtenues au Centre Hospitalier Universitaire Sainte-Justine (CHU-SJ), Montréal (Canada) par un C-arm Infinix-CFI BP de Toshiba. Cette étude a été approuvée par le comité éthique et le

consentement écrit des parents des patients obtenu pour tous les participants. Notre base de données de patients contient, pour le moment, 12 patients, mais les résultats retenus dans ce mémoire sont pour cinq patients (trois présentés dans la section 4.3 du chapitre Résultats et deux autres en annexes A et B). Les trois patients présentes des anévrismes de taille différente. Le patient 1 n'a pas d'anévrisme, le patient 2 a un anévrisme moyen, enfin le patient 3 a un anévrisme de taille importante.

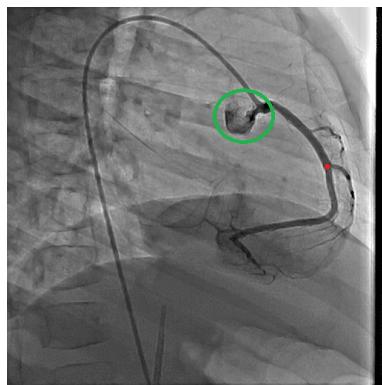
3.2.1 Extraction des paramètres et images angiographiques à partir des DICOM Paramètres d'acquisition

Comme indiqué dans la section 2.3, les images angiographiques sont fournies dans le format DICOM avec les paramètres d'acquisition de ces images :*SOD*, *SID*, *DP* ainsi que les angles transversaux et sagittaux. Il est à remarquer que, dans les fichiers DICOM, tous les paramètres que nous utilisons sont des entiers, y compris les angles. Grâce au lien effectué dans la section 2.4.1 entre l'acquisition d'une image angiographique et l'acquisition par une caméra CCD, nous pouvons donc appliquer la méthode Forme à partir de la silhouette avec tous les paramètres dont nous disposons, seul manque le point principal. Nous avons choisi de définir comme point principal une bifurcation présente sur toutes les images afin de nous assurer de la correspondance entre images dans le cas du patient 1 (voir point rouge sur les images angiographiques du patient 1 dans la sous-section 3.2.1) . Pour les deux autres patients, nous avons pris la sortie du cathéter.

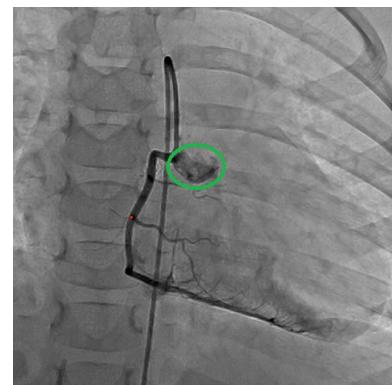
Présence de l'anévrisme

Nous détaillons ici la présence ou non d'anévrisme chez les trois patients.

Patient 1 Ce patient ne présente pas d'anévrisme. Bien que sur les images, l'objet que nous avons entouré en vert puisse être confondu avec un anévrisme, ceci n'en est pas un. Ce patient permet donc de tester la capacité de notre algorithme à reconstruire des artères saines. Beaucoup de nos données patient ne présentent pas d'anévrismes, ils correspondent en fait à des suivis cliniques post-traitement de la maladie de Kawasaki après guérison du patient.

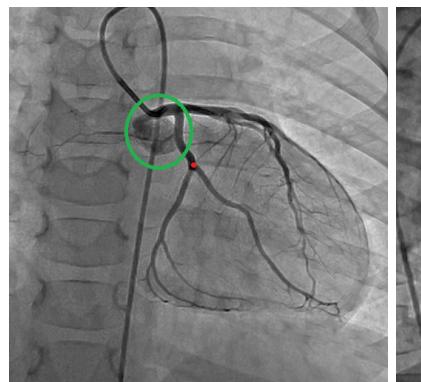


(a) LAT

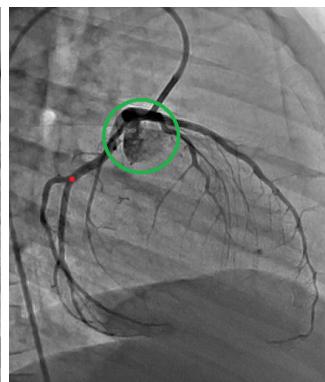


(b) AP

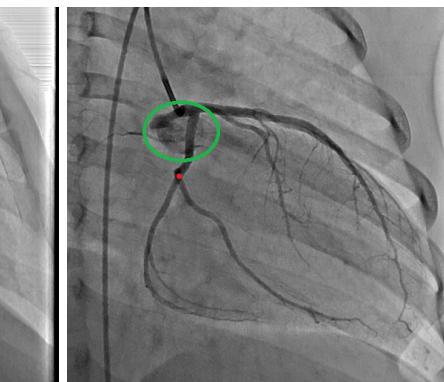
Figure 3.8 Images angiographiques de l'artère coronaire droite du patient, avec la bifurcation utilisée comme point principal en rouge et cercle vert pour délimiter l'anévrisme



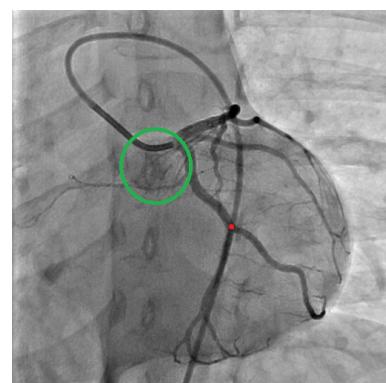
(a) AP



(b) LAT



(c) 30RAO



(d) 30LAO25CAU



(e) 30LAO15CRA

Figure 3.9 Images angiographiques de l'artère coronaire gauche du patient 1, avec la bifurcation utilisée comme point principal en rouge

Patient 2 Ce patient présente un anévrisme de taille moyenne observable sur les images angiographiques 3.10.

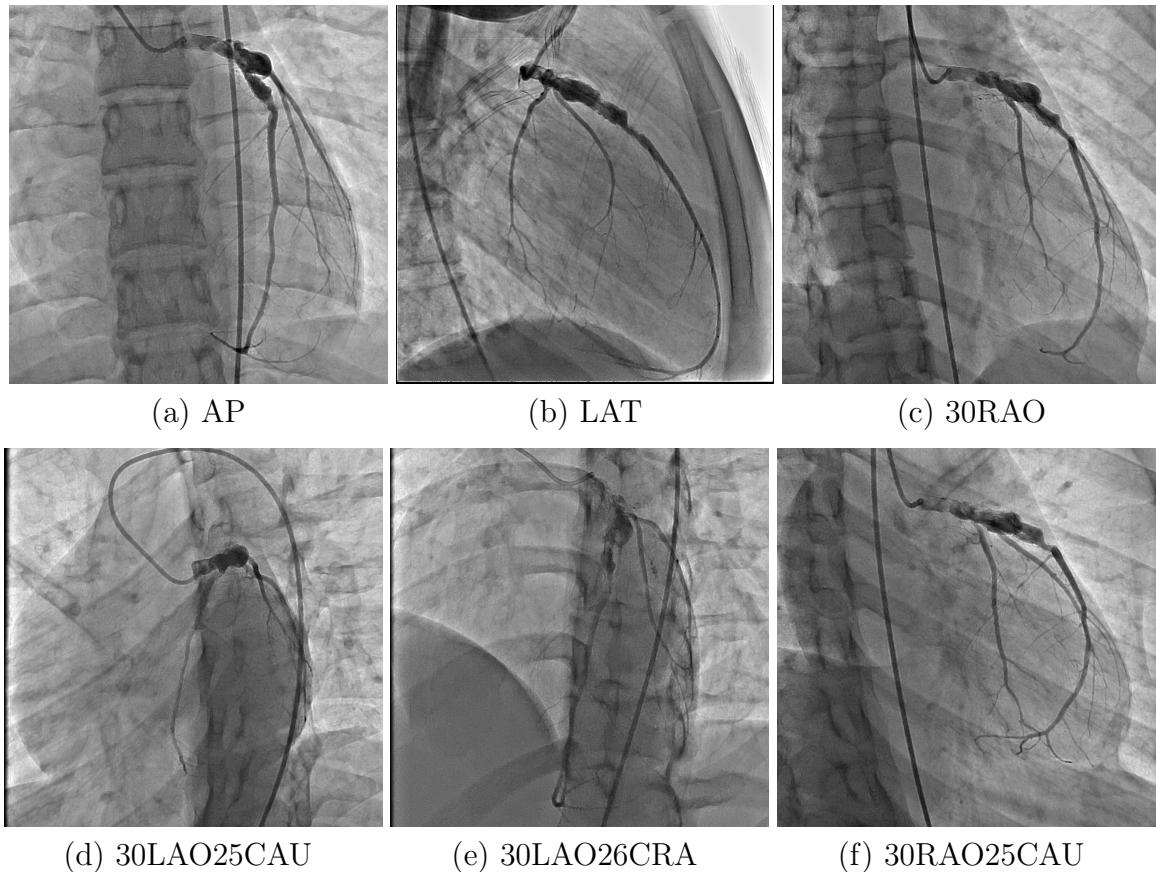


Figure 3.10 Images angiographiques de l'artère coronaire gauche du patient 2

Patient 3 Ce patient présente un anévrisme de taille importante observable sur les images angiographiques 3.11.

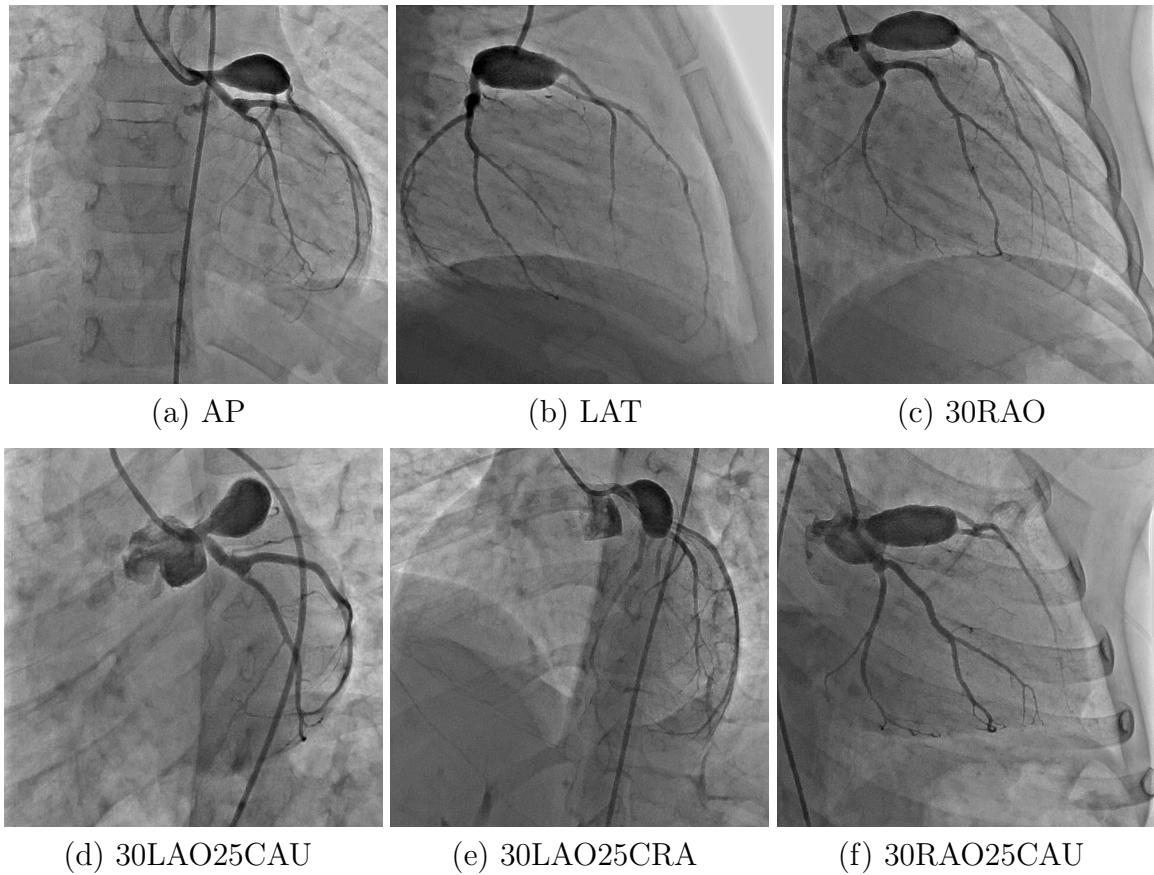


Figure 3.11 Images angiographiques de l'artère coronaire gauche du patient 2

Choix des images et synchronisation ECG

Dans les fichiers DICOM sont présentes des séquences de plus de 100 images angiographiques allant de l'arrivée du produit de contraste jusqu'à son retrait, le tout sur plusieurs cycles cardiaques. Peu d'images correspondent finalement au maximum de propagation du produit de contraste, il est donc important de bien définir cette période. De plus, il est important de synchroniser les images sur le même instant du cycle cardiaque. Le mouvement entre la systole et la diastole est important et peut entraîner des artefacts de mouvement sur la reconstruction si aucune précaution n'est prise. Heureusement, dans les entêtes DICOM est également fourni l'ECG du patient. Nous avons choisi de prendre toutes les images sur la fin de la diastole (correspondant à une expansion maximale des artères). Cet instant se définit par un complexe PR sur l'ECG.

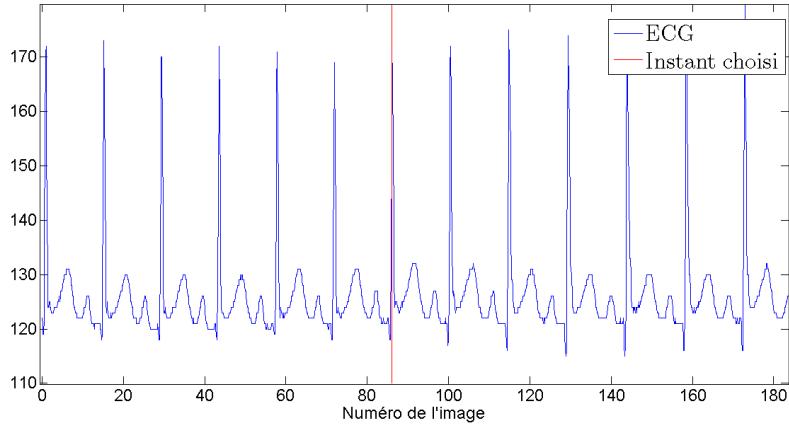


Figure 3.12 ECG du patient pour la vue 30 LAO 25 CAU et instant choisi

Il existe un autre mouvement dans les images, correspondant à la respiration du patient. Cependant, nous n'avons pas tenu compte de la synchronisation sur le cycle respiratoire sachant que celui-ci est plus long que le cycle cardiaque. La double synchronisation est très difficile sur des séquences de 20 à 30 images (séquence où le produit de contraste est présent dans toutes les artères).

3.2.2 Extraction des silhouettes d'artères

Pour visualiser les artères coronaires durant un examen angiographique, un produit de contraste (de l'iode) est injecté sélectivement grâce à un cathéter cardiaque, permettant de faire ressortir les artères par rapport au fond. Notre but est d'obtenir des silhouettes d'artères coronaires tout en évitant de segmenter la colonne vertébrale ou les côtes aussi présentes sur l'image et qui peuvent présenter des intensités proches des artères contrastées du fait de leur densité. Pour notre méthode de segmentation, nous nous sommes inspirés des étapes suivies par [12]. Pour obtenir les silhouettes, un filtre de Frangi est d'abord appliqué pour permettre le rehaussement des artères coronaires. Les différentes valeurs de variances utilisées pour ce filtre sont 1, 3, 5, 7 et 9. Ce filtre permet de rehausser les structures de type tubulaire, ce qui est approprié pour les artères. L'histogramme des images est ensuite égalisé. Les images sont en niveaux de gris, il faut donc ensuite les binariser pour obtenir des silhouettes. Ceci est réalisé par un simple seuillage réalisé au 95^{ème} percentile de l'histogramme. Ce seuil est le même pour toutes les images et permet de garder seulement les structures les plus rehaussées, soit, dans notre cas les artères, mais aussi malheureusement un peu les côtes et la colonne vertébrale. Pour retirer ces parasites restants, une ouverture morphologique est réalisée. Nous utilisons comme élément structurant un disque de rayon 2 pixels. Ce rayon est le rayon minimum permettant d'enlever les parasites restants, un rayon plus grand est trop

destructeur au niveau de la segmentation des artères coronaires.

3.2.3 Reconstruction 3D des artères

Nous procédons à la reconstruction à partir de données cliniques de la manière définie dans la sous-section 3.1.3. Nous disposons les silhouettes, segmentées par la technique décrite au paragraphe précédent, que l'on place dans les plans détecteurs. Nous connaissons le calibrage des vues grâce aux données fournies avec le DICOM. Nous effectuons donc la reconstruction volumique des artères coronaires, en choisissant une taille de voxel de 0.25mm afin de faire un compromis entre la précision et la rapidité de la reconstruction. Cette valeur est un peu plus importante que la valeur minimale qui est d'environ 0.15mm.

3.3 Synthèse de la méthodologie

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes étapes de notre méthodologie. Notre objectif est d'appliquer l'algorithme Forme à partir de la Silhouette sur des images angiographiques d'artères de patients atteints de la maladie de Kawasaki. Pour remplir cet objectif, nous testons cet algorithme sur des images angiographiques simulées avec des données de calibrage parfaites. Puis, nous testons la sensibilité de l'algorithme Forme à partir de la Silhouette à des erreurs sur les données de calibrage toujours sur des images simulées. Enfin, nous appliquons la méthode développée dans ce projet sur des patients atteints de la maladie de Kawasaki. Nous présentons les résultats dans le chapitre suivant 4.

CHAPITRE 4

RÉSULTATS

Ce chapitre présente les résultats des étapes présentées dans la méthodologie 3. Dans un premier temps, nous présentons nos conditions d'expérimentations dans la section 4.1, ensuite nous détaillons les résultats liés à l'objet de validation : d'abord sa construction, puis les images DRR obtenues et enfin les expériences opérées grâce à cet objet dans la section 4.2. Enfin, nous détaillons les résultats de l'évaluation clinique dans la section 4.3.

4.1 Conditions d'expérimentations

L'application a été développée en utilisant Matlab pour la partie segmentation et pour la génération des silhouettes par la méthode DRR et C++ sous Visual Studio 2008 pour la partie Reconstruction tout en nous aidant des librairies suivantes OpenCV (<http://opencv.willowgarage.com>) pour l'affichage et la segmentation des images et OpenGL (www.opengl.org) pour l'affichage d'un modèle 3D. L'ordinateur utilisé pour les reconstructions possède un processeur Intel Core2 Duo E6600 avec 4 Mo de mémoire vive.

4.2 Validation de la méthode de Forme à partir de la silhouette à partir d'images simulées

Dans cette partie, nous présentons les résultats de la validation de l'algorithme Forme à partir de la Silhouette à partir d'images simulées. Ces images simulées sont obtenues par construction d'un modèle d'artères avec un anévrisme. En premier, nous allons présenter les résultats de la construction de ce modèle dans la sous-section 4.2.1, puis des images simulées générées à partir de ce modèle dans la sous-section 4.2.2 enfin nous détaillerons les résultats des expériences effectuées à partir du modèle d'artères et des images simulées dans la sous-section 4.2.3.

4.2.1 Création d'un modèle d'artères coronaires avec anévrisme

Le CT-scan fourni par Dr Dahdah sert de base pour la construction d'un modèle de coronaires 3D. Après segmentation du CT-scan, les deux artères séparées par un clustering donnent le résultat montré sur la figure 4.1. De cette manière, les artères gauche et droite sont séparées. Afin de rajouter l'anévrisme, nous procédons ensuite à un clustering local sur

chaque artère, donnant 40 groupes de points correspondants à des voisinages de points. Sur la figure 4.3, chaque cluster est représenté par une couleur différente. Ensuite, en choisissant un cluster parmi les 40, dans notre cas le 26ème, on crée un ellipsoïde permettant d'englober ce nuage de points. Nous fusionnons alors cet ellipsoïde à l'artère coronaire. Le résultat du modèle 3D d'artère est présenté sur la figure 4.2. Ce modèle va être utilisé comme référence pour la comparaison avec le résultat de la reconstruction par la suite.



Figure 4.1 Artère coronaire droite (sur la gauche) et Ar- tère coronaire gauche (sur la droite)

Figure 4.2 Volume de référence avec anévrisme ajouté

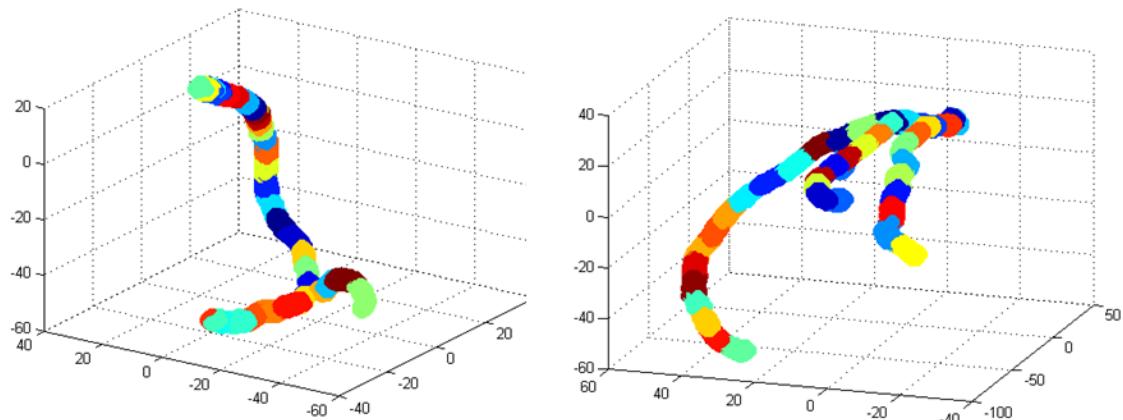


Figure 4.3 Clusterings artère coronaire droite (sur la gauche) et artère coronaire gauche (sur la droite)

4.2.2 Génération de silhouettes d'artères simulées

Le modèle avec anévrisme est soumis à l'algorithme DRR. Les images résultantes avant binarisation sont présentées sur les figures 4.4 et 4.5. Les images résultantes après binarisation

sont présentées sur les figures 4.6 et 4.7

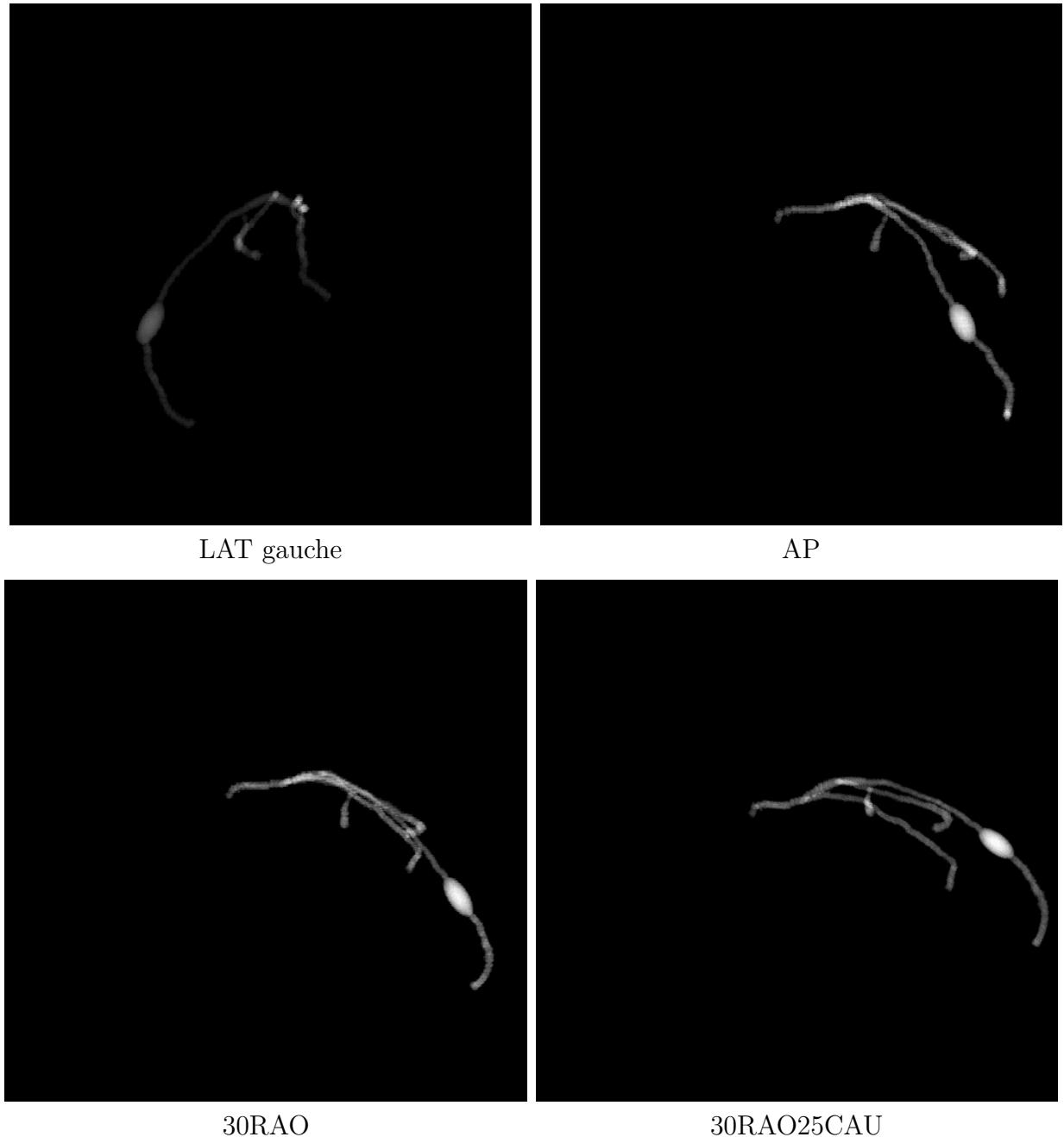
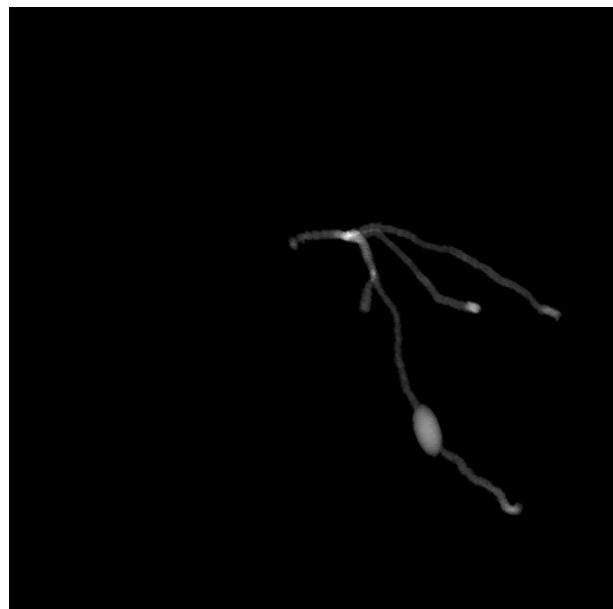


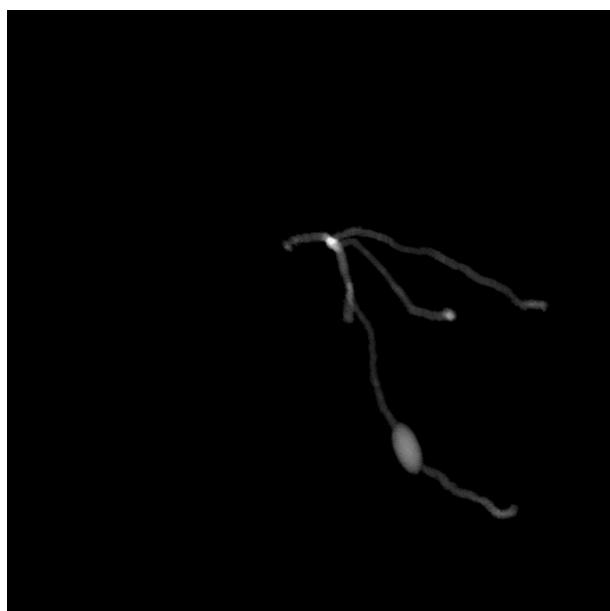
Figure 4.4 Images obtenues par l'algorithme DRR et binarisées



30LAO25CAU



30LAO25CRA



40LAO35CRA

Figure 4.5 Images obtenues par l'algorithme DRR avant binarisation

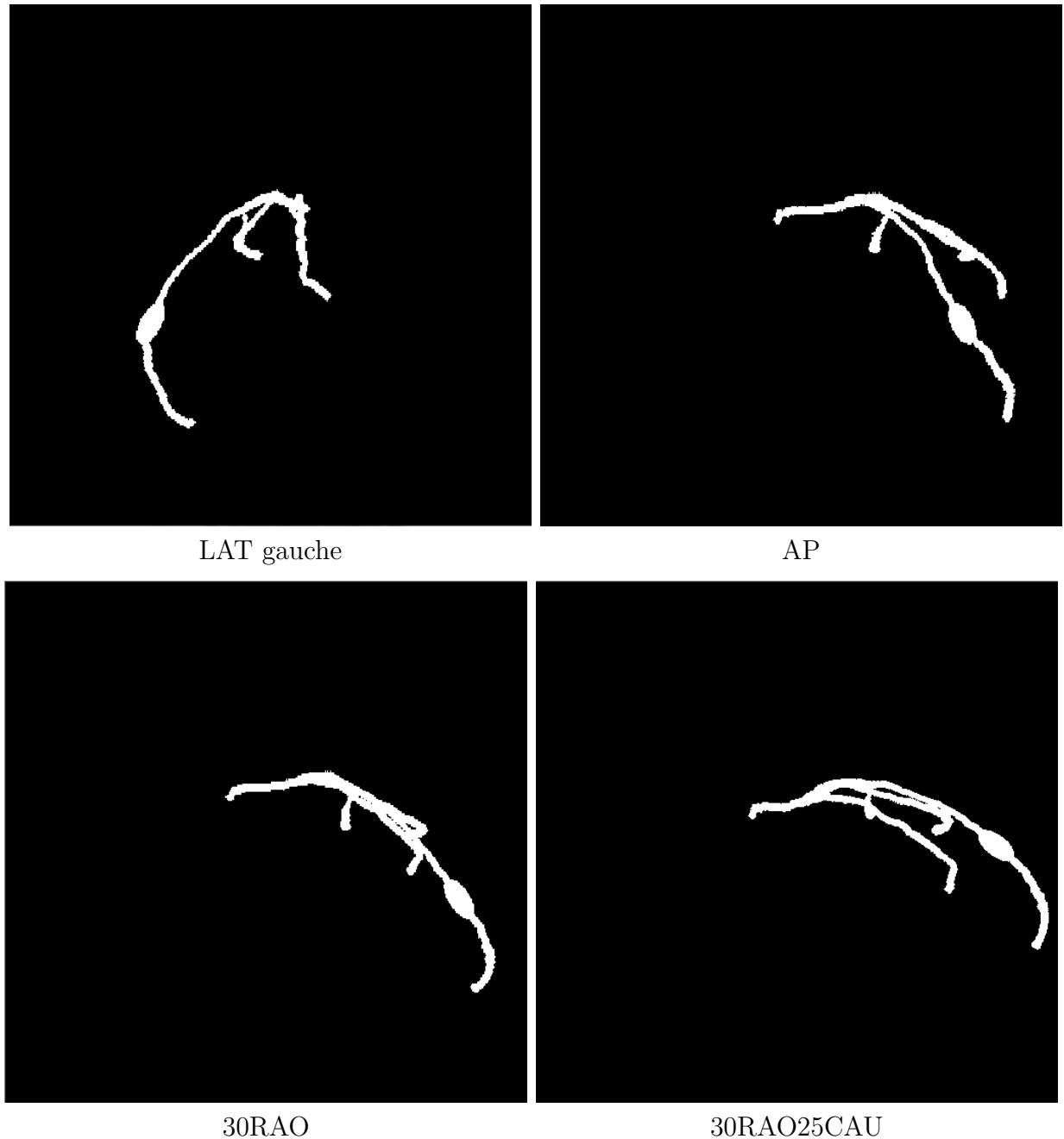


Figure 4.6 Images obtenues par l'algorithme DRR et binarisées

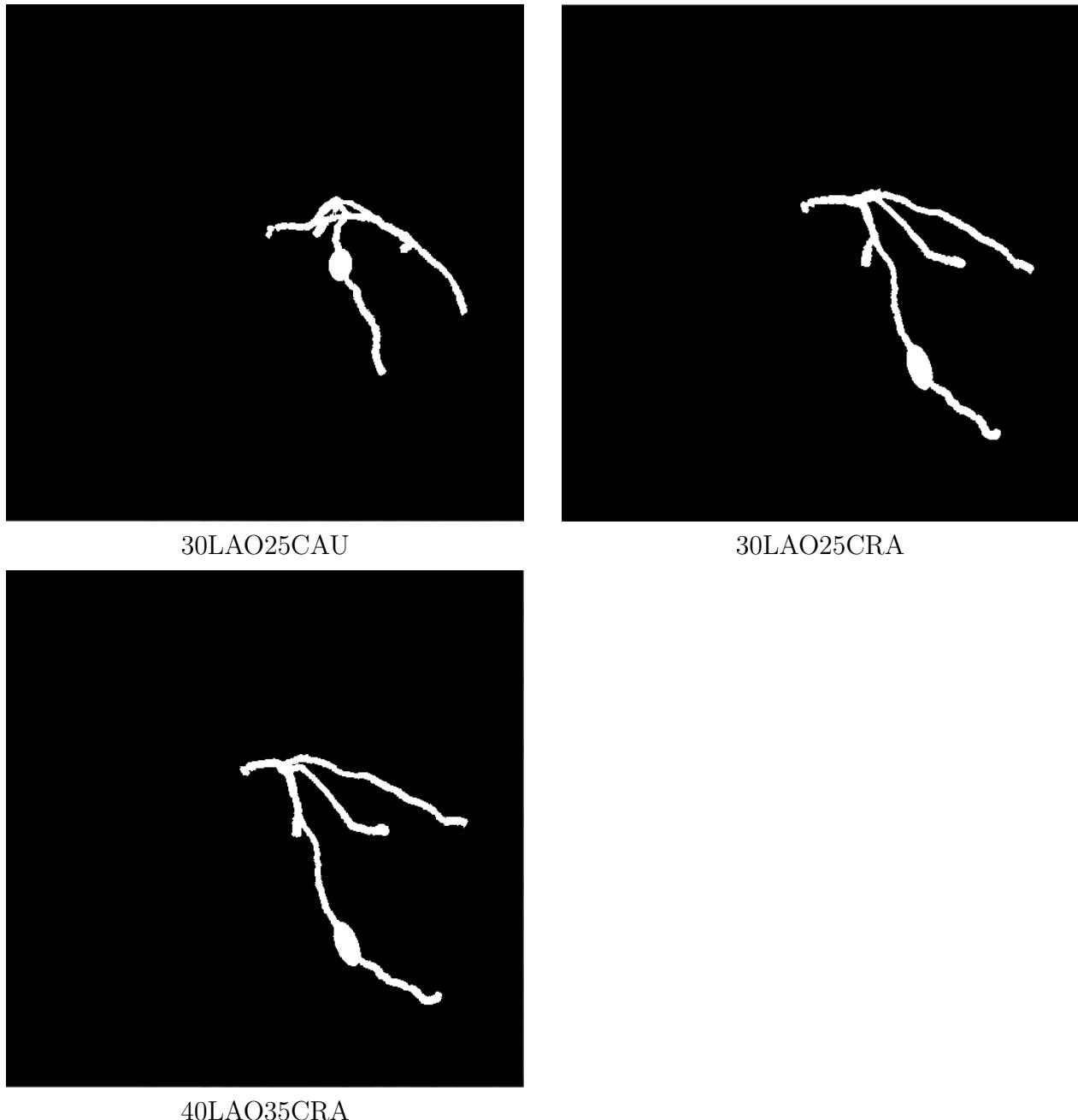


Figure 4.7 Images obtenues par l'algorithme DRR et binarisées

4.2.3 Validation de l'algorithme Forme à partir de la silhouette en condition parfaite

Dans un premier temps, nous montrons les résultats des expériences effectuées en conditions optimales ; c'est à dire avec les mêmes paramètres de calibrage que ceux utilisés pour la génération des images DRR.

Processus de sélection des meilleures vues

Comme expliqué dans la partie 3.1.3, nous avons établi un processus afin de rechercher les meilleures reconstructions tout en évitant de générer les 120 combinaisons possibles. Ainsi, la meilleure reconstruction pour un nombre donné de vues est sélectionnée parmi toutes les reconstructions en remplaçant au mieux les conditions définies dans la section 3.1.3 ; c'est-à-dire un RER et un IR les plus proches de 1, le tout en se basant sur les reconstructions à un nombre inférieur de vues. Nous établissons alors un classement des vues que nous décrivons dans le tableau 4.2.3.

Tableau 4.1 Classement des vues pour l'artère en globalité et la section 3

i^{me} vue	Artère en globalité	Section 3
3ème	40LAO35CRA	40LAO35CRA
4ème	30LAO25CAU	30RAO25CAU
5ème	30RAO25CAU	30RAO
6ème	30LAO25CRA	30LAO25CRA
7ème	30RAO	30LAO25CAU

Ce classement a été effectué pour l'artère en globalité, mais aussi pour une section, celle où est présent l'anévrisme. Nous constatons que l'ordre des vues n'est pas le même. Ainsi, les vues reconstruisant au mieux l'artère ne sont pas forcément celles reconstruisant au mieux l'anévrisme.

Ainsi, Tab.4.2.3 donne une stratégie de vue à suivre pour reconstruire une artère coronaire et ainsi minimiser le nombre de vues angiographiques. Nous pouvons même personnaliser cette stratégie à une section celle où est présente l'anévrisme (ici, la section 3).

Comparaison qualitative

Nous montrons maintenant les résultats qualitatifs de l'algorithme Forme à partir de la Silhouette appliquée à notre modèle d'artères. Nous montrons les meilleures reconstructions pour 2, 3, 4, 5 et 7 vues sur les figures 4.8 et 4.9.

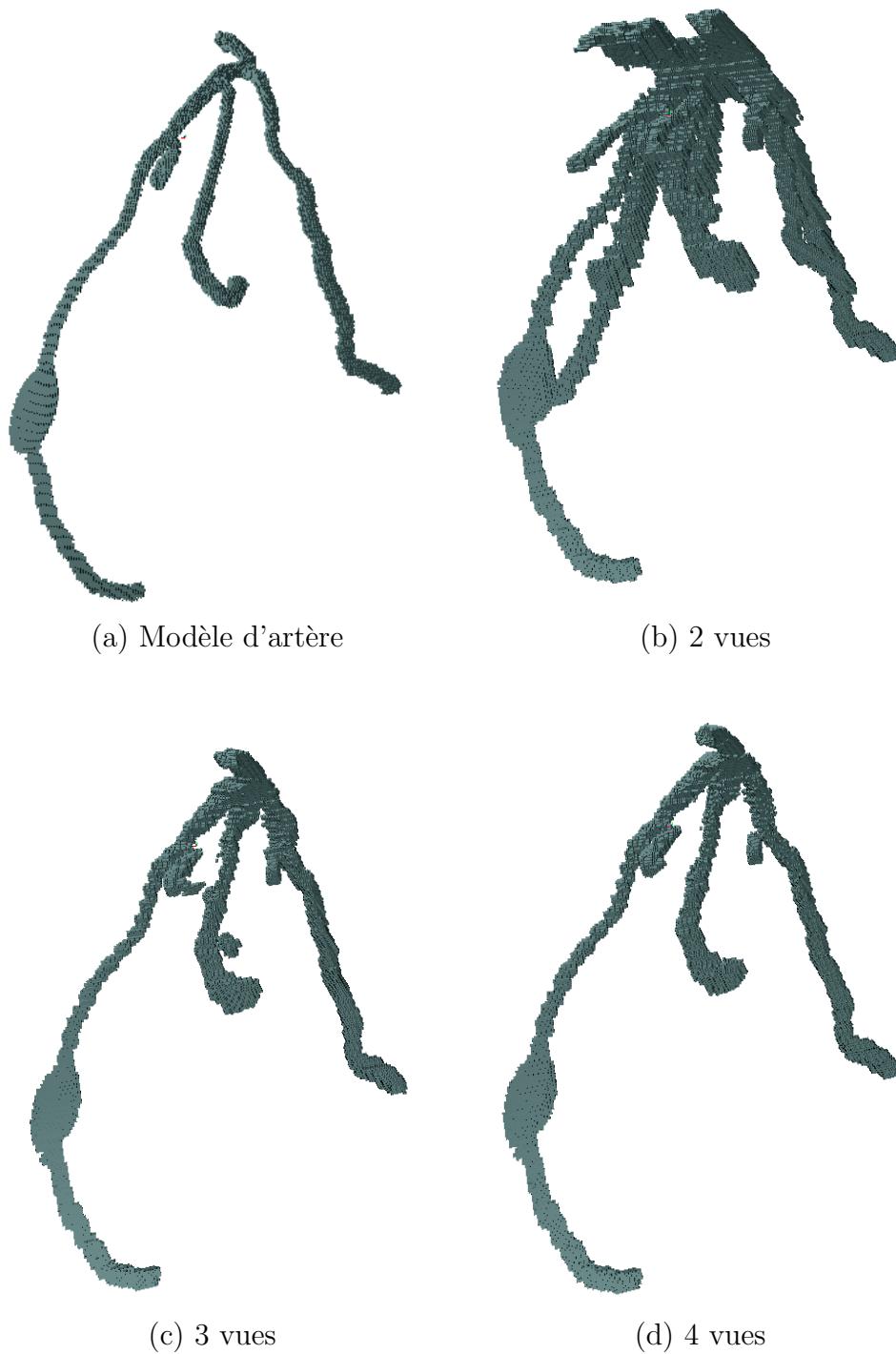


Figure 4.8 Reconstruction à partir des images DRR et avec données de calibrage sans erreur de 2 à 4 vues

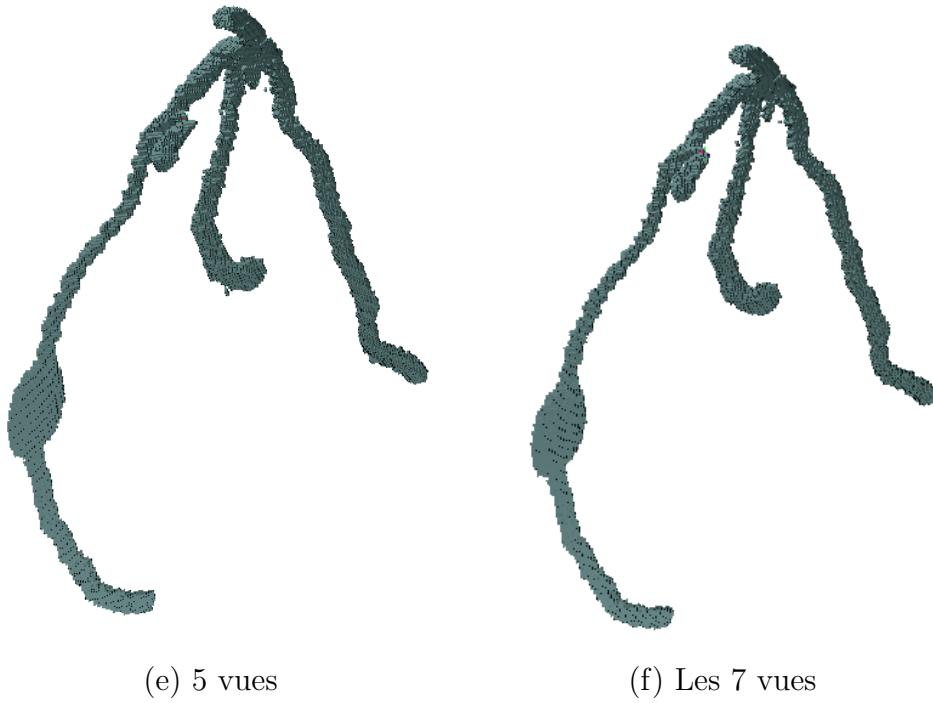


Figure 4.9 Reconstructions à partir des images DRR et avec données de calibrage sans erreur pour 5 et 7 vues

Nous observons sur les figures 4.8 et 4.9 que la reconstruction possède de très nombreux voxels en excès, créant ainsi des branches fantômes qui ne sont pas présentes dans le modèle d'artères. Ce problème vient du fait que l'utilisation de 2 vues (figure 4.2.3) n'apporte pas assez d'informations pour déterminer si un voxel appartient effectivement à la bonne reconstruction. Les voxels en excès correspondent à des zones d'ombre que l'ajout de vues supplémentaires doit lever. Avec une reconstruction à 3 vues (figure 4.2.3), nous voyons déjà que le résultat est beaucoup plus proche du modèle d'artères, il reste cependant encore quelques occlusions correspondantes à des zones d'ombre non levées par l'ajout de la troisième vue. Ce problème s'améliore avec un nombre croissant de vues (4 vues- figure 4.2.3 et 7 vues- figure 4.2.3). Cependant, si nous regardons la reconstruction par le dessus sur la figure 4.10, nous nous rendons compte que des zones restent mal reconstruites malgré 7 vues utilisées.

Résultats quantitatifs

Le RER et le IR pour les meilleures reconstructions de 3 à 7 vues sont présentés dans le graphique 4.11.

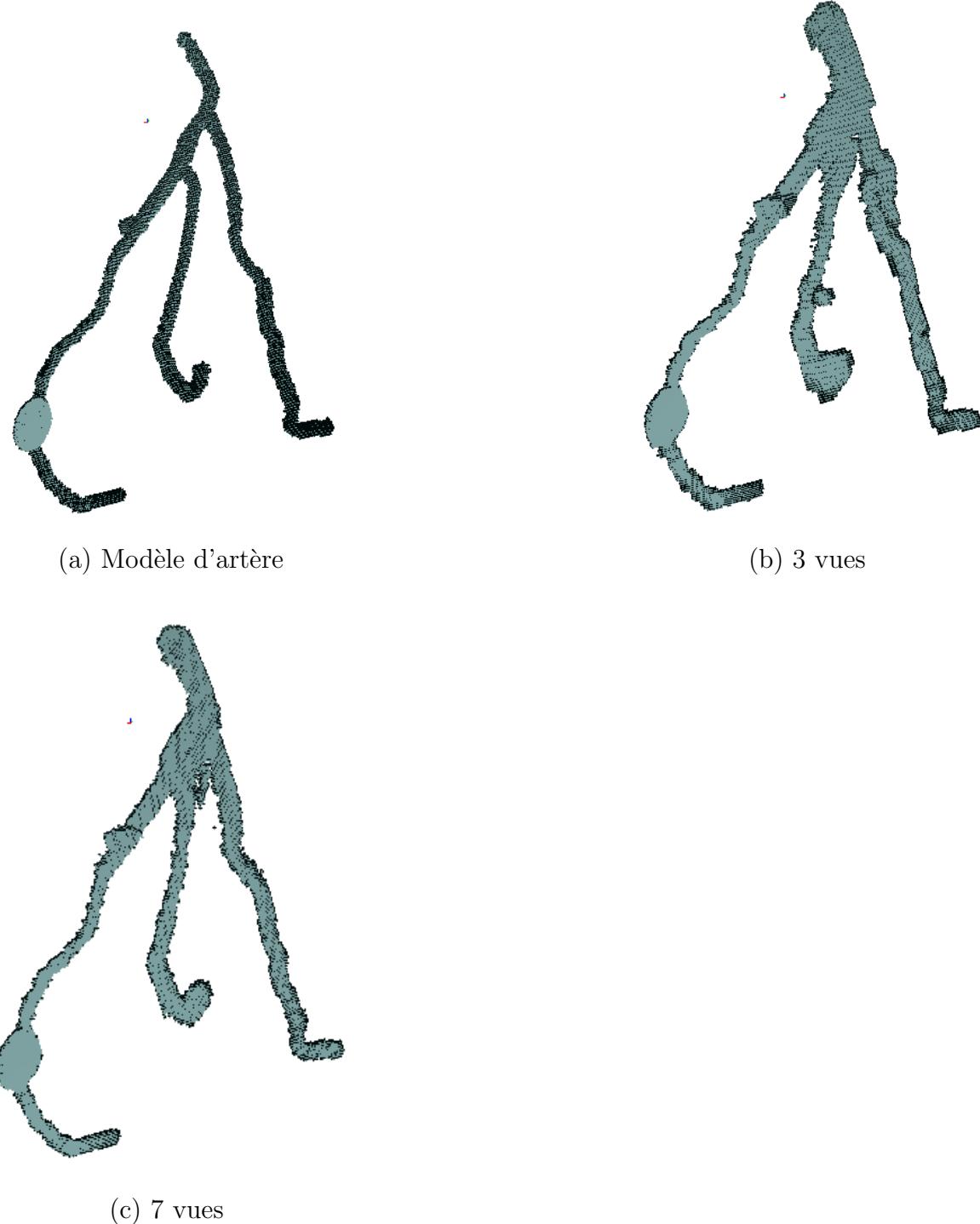


Figure 4.10 Reconstructions, vue proche de 90CRA

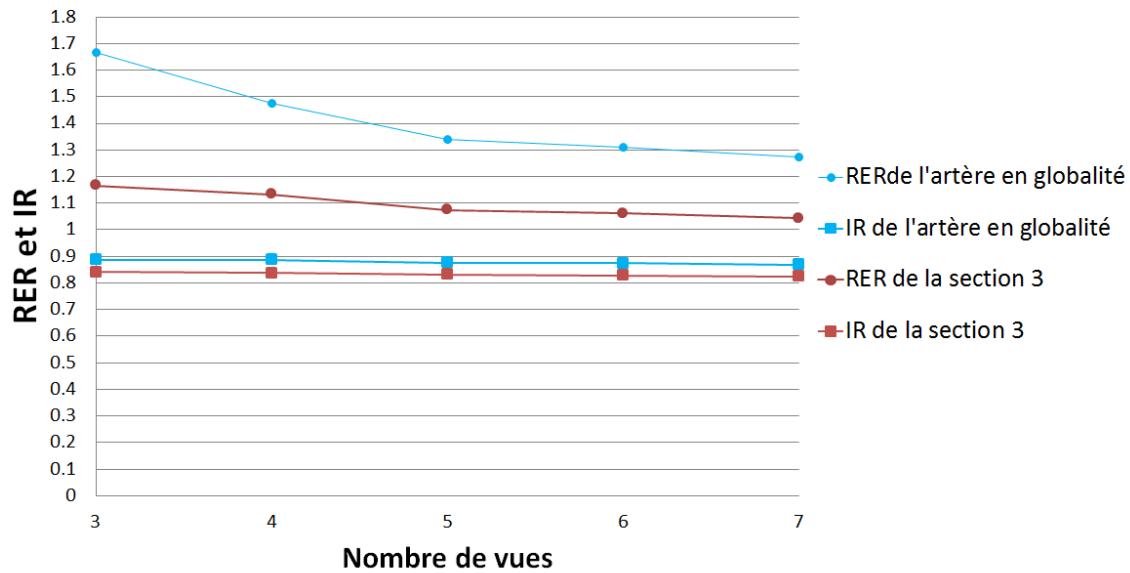


Figure 4.11 RER et IR pour les reconstructions dans les conditions optimales

Les résultats qualitatifs précédents sont confirmés par les mesures RER et IR. Bien que la reconstruction présente encore un fort excès de reconstruction avec un RER=1.65 à 3 vues, ce taux diminue progressivement au fur et à mesure que nous ajoutons des vues. Il est à remarquer le plateau à partir de 5 vues dans les valeurs de RER aux alentours de 1.30, et ajouter des vues ne permet pas d'améliorer la sur-reconstruction à ce niveau-là de manière importante. Nous avons donc encore ici une sur-reconstruction, problème inhérent à la méthode Forme à partir de la silhouette. Même en utilisant 7 vues, nous n'améliorons pas ceci, car la zone présentant la plus forte sur-reconstruction est la branche principale dont aucune vue que nous utilisons ne permet un nettoyage correct. En effet, sa géométrie nécessite une vue CRA ou CAU à grand angle pour bien l'observer, soit plus de 70 degrés, ce qui ne se fait pas en milieu clinique. Ensuite, nous observons que le IR est aux alentours de 0.9, ce qui se rapproche de 1, la valeur idéale. Ceci indique une sous-reconstruction ou un mauvais placement. Afin de chercher une origine à ce problème, nous nous sommes penchés sur la seule étape nécessitant un choix de notre part dans cette étape de validation ; c'est-à-dire le choix du seuil pour la binarisation des images DRR. Nous avons changé ce seuil et avons observé alors l'influence sur la reconstruction. Ce changement de seuil donne une version plus fine des artères sur les images. Nous avons passé ce seuil à 10 et nous nous rendons compte dans le graphique 4.12 qu'en changeant seulement le seuil de quelques valeurs, nous obtenons une reconstruction bien moins complète (IR aux alentours de 0.65).

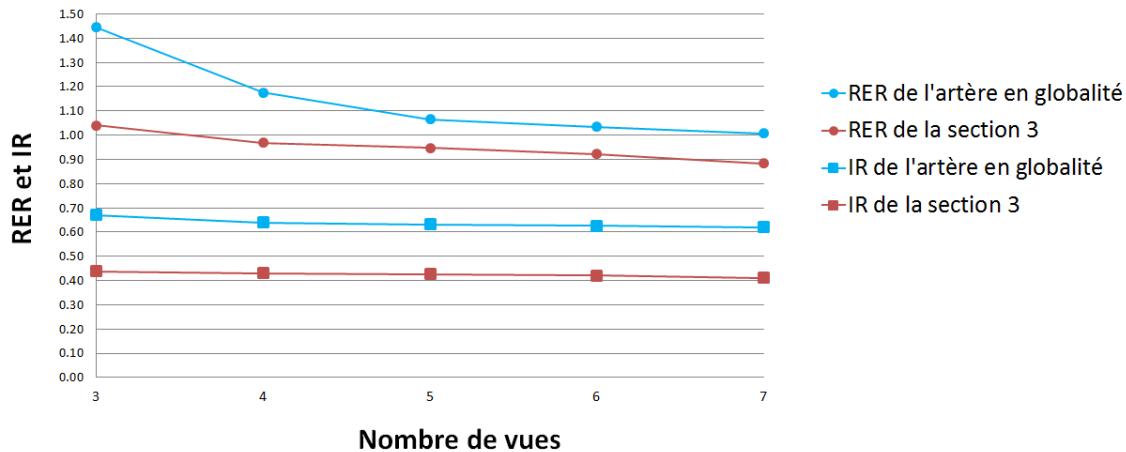


Figure 4.12 RER et IR pour les reconstructions dans les conditions optimales avec seuil de 10

Nous avons choisi notre seuil le plus bas possible à 1. Tout pixel des images DRR ayant été atteint par un rayon est donc dans la silhouette. Nous émettons l'hypothèse que cette marge d'erreur de l'IR entre 1 et 0.9 vient du fait que l'algorithme DRR au moment de la génération des images donne une version plus fine que devrait normalement être les angiographies simulées des artères. Cette hypothèse est probablement vraie si l'on se base sur l'expérience montrant qu'une version plus fine des artères (en changeant le seuil) donne une diminution de l'IR. Cependant, nous ne pouvons donner d'hypothèse sur la cause de sous-projection angiographique dans l'algorithme DRR.

Analyse spécifique de l'anévrisme

Nous observons que, dans toutes les reconstructions, l'anévrisme est déjà parfaitement observable, y compris dans la reconstruction à 2 vues. Sa forme s'affine au fur à mesure qu'on ajoute des vues. Dans la section de l'anévrisme, le RER est meilleur dans cette section que sur l'artère en globalité avec des valeurs en dessous de 1.2 dès 3 vues et une valeur de RER proche de 1 pour 7 vues. La section 3 ne présente pas de zone cachée dans les vues angiographiques comme l'était la branche principale. Elle est très bien observée avec les différents points de vue utilisés donc sa reconstruction est bonne même à 3 vues. Ceci est très optimiste pour la diminution du nombre de vues angiographiques à utiliser. Même si l'artère en globalité nécessite plus que 3 vues pour être bien reconstruite, notre volonté d'observer principalement la géométrie de l'anévrisme nous permet de nous limiter à 3 vues car sa section est déjà bien reconstruite. Il y a donc possibilité de réduction du nombre de vues angiographiques.

Synthèse de la validation en conditions parfaites

Nous sommes confrontés dans les reconstructions au problème inhérent de la méthode Forme à partir de la Silhouette ; c'est-à-dire à une sur-reconstruction. Nous n'y échappons pas et ce problème est critique pour les branches dont nous disposons peu d'information à partir des images angiographiques comme la branche principale. Cependant, si nous nous concentrons sur les autres branches, ce problème s'atténue comme nous l'avons constaté dans l'analyse des résultats au niveau de l'anévrisme. Les statistiques montrent que les anévrismes sont plus présents sur les branches LAD et LM et moins sur la branche principale. Le problème de sur-reconstruction dans cette zone est donc à minimiser en perspective d'une bonne reconstruction des autres branches où l'on peut plus aisément trouver un anévrisme.

Ces résultats encourageants nous ont permis de vouloir continuer l'application de l'algorithme Forme à partir de la Silhouette sur des données angiographiques. Nous étions jusqu'à maintenant, en conditions parfaites ; c'est-à-dire que nous avions jusqu'alors des images d'artères sans parasite et les données de calibrage sans erreurs.

4.2.4 Test de robustesse de la méthode Forme à partir de la silhouette

Avant de passer à de vraies images angiographiques, nous souhaitons étudier la robustesse de la méthode Forme à partir de la silhouette en testant différentes configurations d'erreurs sur les paramètres de calibrage. Dans chaque cas, de l'erreur est introduite sur toutes les vues d'un ou plusieurs paramètres. Nous souhaitons extraire des informations utiles sur les paramètres les plus critiques aux erreurs de calibrage dans la méthode Forme à partir de la silhouette. Nous avons réutilisé le classement des vues 4.2.3 dans le cas de l'artère en globalité et nous montrons sur les figures 4.13 les RER et IR résultants pour chaque configuration.

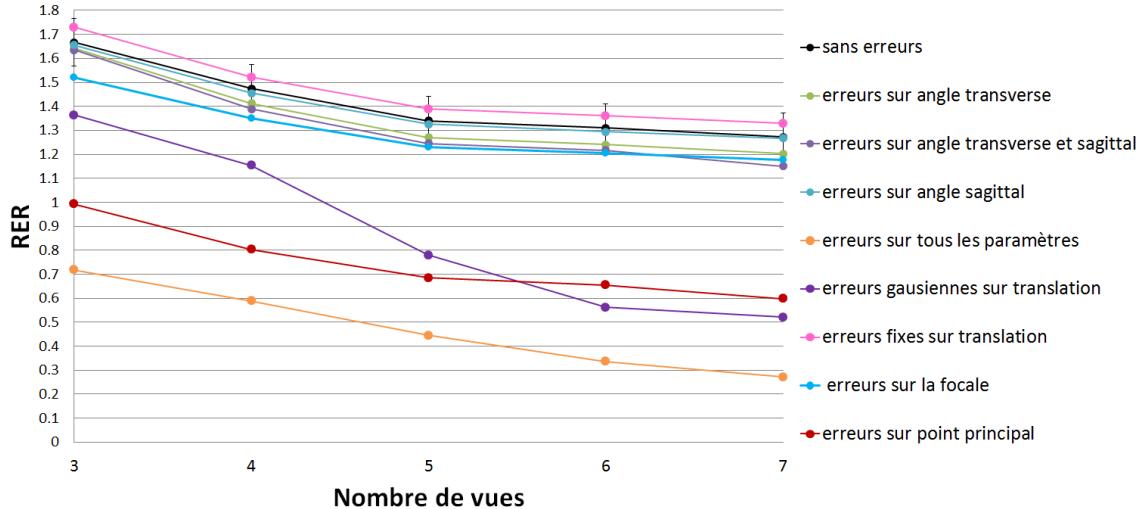


Figure 4.13 RER des différentes configurations en fonction du nombre de vues

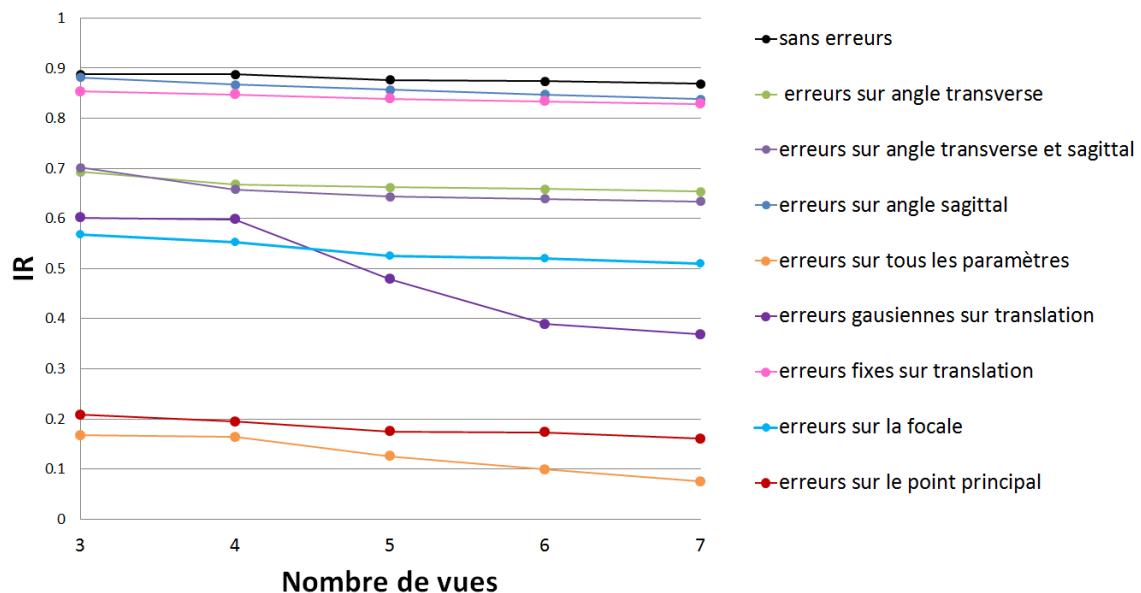


Figure 4.14 IR des différentes configurations en fonction du nombre de vues

Nous montrons enfin le résultat de la reconstruction pour la configuration des erreurs sur tous les paramètres sur le graphique 4.15.

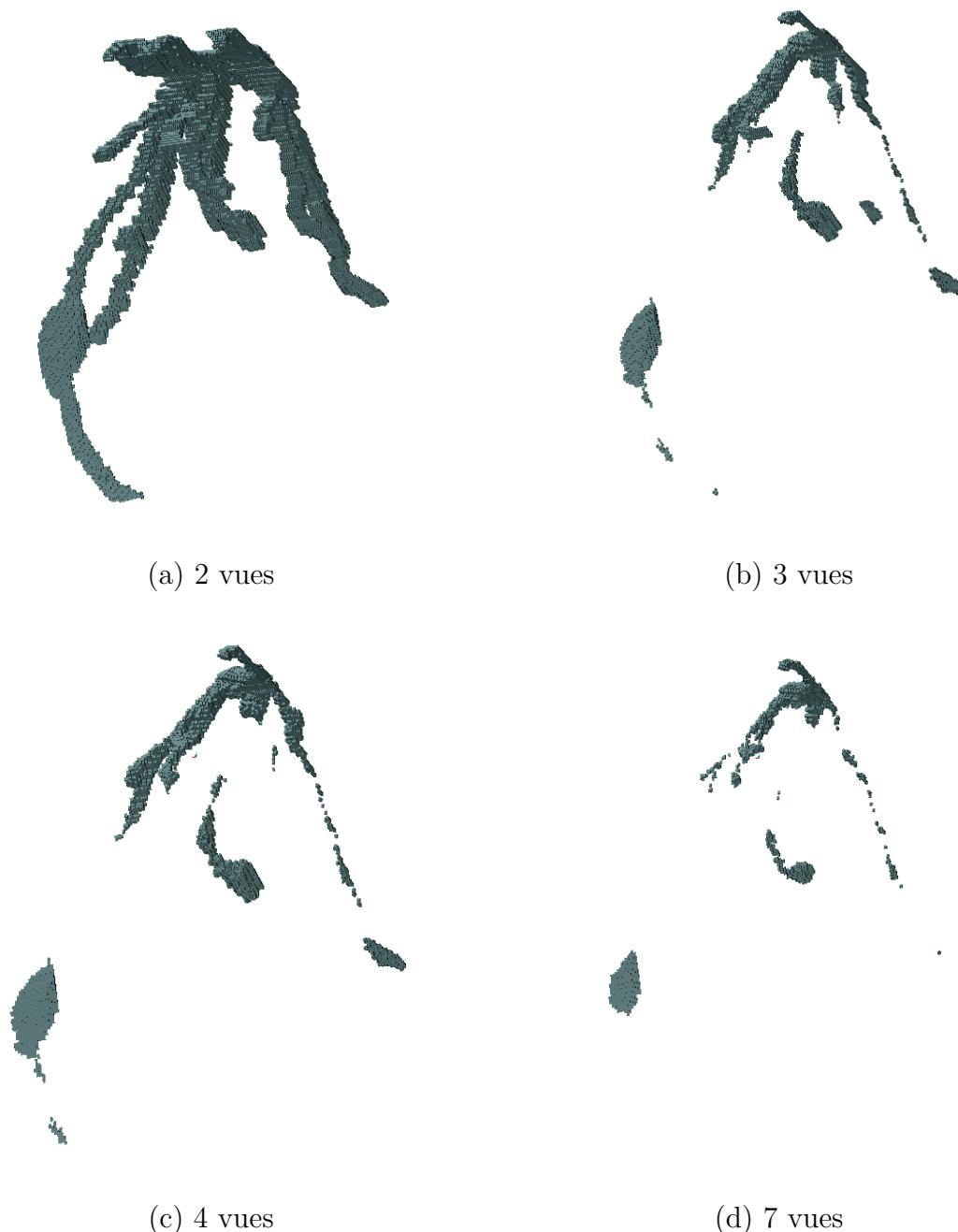


Figure 4.15 Reconstruction avec erreur sur tous les paramètres

Nous pouvons observer que 3 configurations se distinguent : la configuration avec des erreurs sur tous les paramètres, avec des erreurs gaussiennes sur la translation et la configuration avec erreurs sur le point principal. Les autres configurations restent assez proches au niveau du RER de la configuration sans erreur. Seules les configurations avec erreurs sur la

focale et erreur sur l'angle transverse se distinguent aussi dans une moindre mesure au niveau de l'IR, mais pas au niveau de l'IR.

Il existe de nombreux points à aborder à partir des résultats obtenus sur les 3 précédents graphiques. Nous les résumons ici :

- Analyse de la configuration avec des erreurs sur tous les paramètres
- Analyse des paramètres les plus critiques
- Analyse des erreurs sur la translation : erreurs gaussiennes et fixes
- Sensibilité de l'angle transverse vis-à-vis de l'angle sagittal

Analyse de la configuration avec des erreurs sur tous les paramètres

Dans cette partie, nous étudions la configuration avec des erreurs sur tous les paramètres. Sur la figure 4.15, nous observons les différentes reconstructions de cette configuration pour 2, 3, 4 et 7 vues. Nous observons une très forte sous-reconstruction dès 3 vues. Des branches sont manquantes ou très partiellement reconstruites comme la LAD et cela dès 3 vues. À 7 vues, il ne reste plus grand chose de l'artère à part l'anévrisme et la branche principale. La valeur du RER confirme cette sous-reconstruction en ayant allant de 0.7 pour 3 vues à 0.3 pour 7 vues. Cette configuration a été prise pour simuler des erreurs probables sur les données angiographiques. Ce résultat indique donc que, potentiellement, avec des données cliniques, la reconstruction peut être atteinte d'une forte sous-reconstruction. Maintenant, avec les autres configurations que nous avons testées, nous souhaitons mettre en évidence les paramètres les plus critiques de l'algorithme et qui peuvent être les sources principales de la sous-reconstruction.

Analyse des paramètres les plus sensibles

Parmi toutes les configurations à erreurs sur un seul paramètre, deux configurations se distinguent : la configuration avec des erreurs gaussiennes sur la translation et la configuration avec des erreurs sur le point principal. Pour la configuration avec des erreurs sur le point principal, le RER est déjà sous 1 à partir de 3 vues et diminue jusqu'à atteindre 0.6 pour 7 vues. Enfin, pour des erreurs sur la translation de type gaussienne, le RER est de 1.4 pour 3 vues mais se dégrade très fortement avec un nombre de vues croissant pour être finalement plus faible que le RER du point principal à 7 vues. Ces deux paramètres semblent donc se distinguer très fortement comparés aux autres paramètres. Nous pouvons donc en conclure qu'ils ont une part importante dans la sous-reconstruction de la configuration avec des erreurs sur tous les paramètres. Une attention particulière doit donc être apportée à ces paramètres au niveau des données cliniques.

En analysant le graphique de l'IR, nous nous rendons compte que deux autres paramètres, qui ne se distinguaient pas au niveau du RER, se distinguent au niveau de l'IR : la focale et l'angle transverse. Ces paramètres, bien qu'ayant un RER proche de la configuration sans erreur, ont un IR dégradé. Cet IR dégradé indique soit un mauvais placement des voxels soit une sous-reconstruction. Le second cas est peu probable sachant le RER est correct alors nous pensons que l'IR montre un mauvais placement des voxels.

Finalement, il ressort de cette analyse que les 2 paramètres les plus sensibles sont la translation et le point principal, et que des erreurs sur ceux-ci vont provoquer une forte sous-reconstruction. Puis dans une moindre mesure, la focale et l'angle transverse qui vont plutôt provoquer un mauvais positionnement de la reconstruction.

Analyse des erreurs sur la translation : erreurs gaussiennes et fixes

Dans le paragraphe précédent, nous avons remarqué que des erreurs de type gaussien sur la translation provoquent une forte sous-reconstruction. Ceci n'est pas le cas quand nous mettons une erreur fixe sur ce même paramètre. Ainsi, ce qui provoque la sous-reconstruction pour le paramètre de translation n'est pas le fait d'avoir une erreur absolue sur une vue mais des différences de valeur relatives dans la translation entre chaque vue. Ainsi, nous pouvons imaginer qu'un système mécanique ajoute automatiquement 10mm d'erreur sur la translation pour toutes les vues, notre reconstruction y est peu sensible mais si ce système mécanique change la translation entre chaque vue, dans ce cas, la reconstruction est mauvaise. L'analyse des données angiographiques montre une variation entre les valeurs de translation pour chaque vue et aussi un manque des données de translation pour certaines vues. Une grande variabilité est donc présente dans nos données de translation. Sachant la sensibilité de notre algorithme à cette variabilité, ce problème ne permet pas d'être optimiste pour la reconstruction avec données angiographiques.

4.2.5 Sensibilité de l'angle transverse vis-à-vis de l'angle sagittal

Bien que ces paramètres soient bien moins critiques que la translation ou le point principal, il y a un point intéressant à noter. Une reconstruction avec des erreurs seulement sur l'angle sagittal possède un RER et un IR très proche de la configuration sans erreur. Ce paramètre semble donc très peu critique par rapport aux erreurs. Si nous regardons l'angle transverse, ceci est différent, le RER est un peu plus faible et l'IR vaut environ 0.65. Des erreurs sur l'angle transverse semblent donc porter plus à conséquence que des erreurs sur l'angle sagittal. Ce résultat est tout à fait intéressant et montre qu'une attention plus particulière doit être apportée à la précision sur l'angle transverse comparé à l'angle sagittal.

4.2.6 Temps de calcul

Nous avons testé deux types de recherche de voxels. Nous montrons les résultats de la recherche linéaire dans le tableau 4.2.6 . Peu importe pour les expérimentations, le temps de calcul d'une reconstruction à n vues restent le même.

Tableau 4.2 Temps de calcul en recherche linéaire

Nombre de vues	2	3	4	5	6	7
Temps (en s)	19	28	38	48	58	68

Quant à la recherche par octree, elle permet une reconstruction en une fraction de seconde peu importe le nombre de vues, ce qui est un gain important comparé à la recherche linéaire et nous permet d'avoir une reconstruction en ligne.

Après avoir analysé l'algorithme de Forme à partir de la silhouette à partir de données simulées en condition parfaite, les résultats sont satisfaisants pour une application avec données cliniques. Cependant, nos tests préliminaires avec erreurs sur les données de calibrage doivent diminuer cet enthousiasme.

4.3 Résultat de l'évaluation clinique

Maintenant, nous utilisons les données cliniques dans notre processus. Nous devons donc segmenter les images angiographiques pour obtenir des silhouettes, puis nous pouvons appliquer l'algorithme Forme à partir de la silhouette. Nous détaillons d'abord les paramètres angiographiques que nous avons extraits des DICOM dans la sous-section 4.3.1, puis nous montrons les résultats de la segmentation dans la sous-section 4.3.2 et enfin nous montrons les résultats des reconstructions à partir de données cliniques dans la sous-section 4.3.3. Nous montrons dans chaque partie les résultats pour les trois patients.

4.3.1 Paramètres angiographiques à partir des DICOM

Dans cette section, nous détaillons les valeurs des paramètres utilisées pour les reconstructions, extraites des fichiers DICOM associés avec les images angiographiques.

Patient 1

Les paramètres angiographiques associés au patient 1 sont présentés dans les tableaux 4.3.1 et 4.3.1. En analysant les données angiographiques, nous nous rendons compte que le point principal est une donnée non présente et que la valeur *SOD*, nécessaire au calcul du

paramètre de translation, n'est pas présente pour toutes les vues. Dans le cas du patient suivant, la translation n'est présente que sur les vues AP et LAT pour l'artère coronaire gauche et AP pour la droite. Nous utilisons une moyenne des valeurs déjà présentes pour les autres vues à défaut de mieux. Dans les tableaux 4.3.1 et 4.3.1, le sigle NC signifie Non Communiqué (information non disponible).

Tableau 4.3 Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 1

Vue	Angle transverse	Angle sagittal	Focale	Translation
AP	0	0	3685	710
LAT	-90	0	4668	1140
30RAO	-30	0	3890	NC
30LAO15CRA	30	16	3685	NC
30LAO25CAU	29	-25	4426	NC

Tableau 4.4 Paramètres utilisés pour chaque vue - RCA - Patient 1

Vue	Angle transverse	Angle sagittal	Focale	Translation
AP	0	0	3685	730
LAT	-90	0	3890	NC

Patient 2

Nous détaillons dans cette section les paramètres angiographiques pour le patient 2. Les valeurs de SOD ne sont pas manquantes ici, mais il n'y a pas mention des valeurs du point principal.

Tableau 4.5 Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 2

Vue	Angle transverse	Angle sagittal	Focale	Translation
AP	0	0	3071	680
LAT	-90	0	3328	740
30RAO	-30	0	2808	703
30LAO25CAU	30	-25	2808	670
30RAO25CAU	-30	-25	3013	703
30LAO26CRA	30	26	2926	670

Patient 3

Nous détaillons dans cette section les paramètres angiographiques pour le patient 3.

Tableau 4.6 Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 3

Vue	Angle transverse	Angle sagittal	Focale	Translation
AP	0	0	3767	670
LAT	-90	0	4709	720
30RAO	-30	0	3767	699
30LAO25CAU	30	-25	4521	602
30RAO25CAU	-30	-25	3767	676
30LAO25CRA	30	25	3767	649

Nous utilisons maintenant ces paramètres dans les reconstructions à partir de données cliniques, mais en premier, il faut obtenir des silhouettes d'artères à partir des images angiographiques.

4.3.2 Extraction des silhouettes

Nous effectuons la segmentation telle que décrite dans la partie 3.2.2. Nous présentons les résultats pour les trois patients.

Patient 1

Nous présentons les résultats de segmentation pour l'artère droite sur la figure 4.16 et pour l'artère gauche sur la figure 4.3.2. La segmentation permet de retirer de manière correcte la silhouette des artères, surtout des branches de grandes ou moyennes tailles. L'ouverture morphologique permet de retirer les parasites venant de la colonne vertébrale. Sur les silhouettes, il reste cependant quelques parasites venant des côtes sur AP et surtout 30 RAO. L'anévrisme est par contre très mal segmenté par notre technique, il est possible d'en apercevoir une partie sur les vues LAT, 30RAO et 30LAO15CRA pour l'artère coronaire gauche, mais pas sur les autres vues. Nous l'apercevons sur les 2 vues de l'artère formant un croissant de vue en haut des artères.

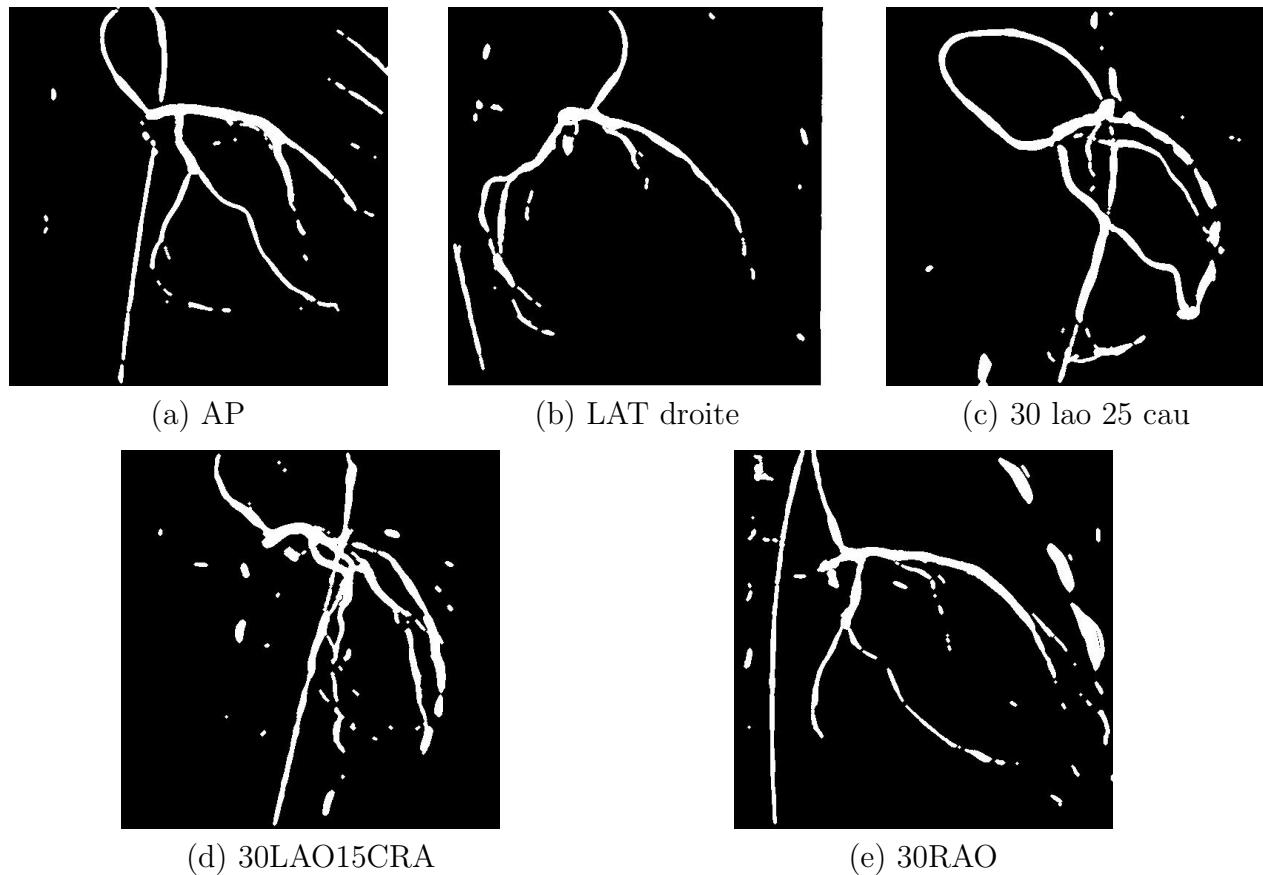


Figure 4.16 Segmentation des silhouettes -LCA du patient 1



Figure 4.17 Segmentation des silhouettes - RCA du patient 1

Patient 2

Nous présentons les résultats de la segmentation des silhouettes du patient 2 dans la figure 4.18. De la même manière que le patient 1, les artères sont bien segmentées avec cependant quelques parasites restants. Par contre, l'anévrisme est mal segmenté car seuls ses contours sont présents dans les silhouettes comme on peut le voir sur toutes les images.

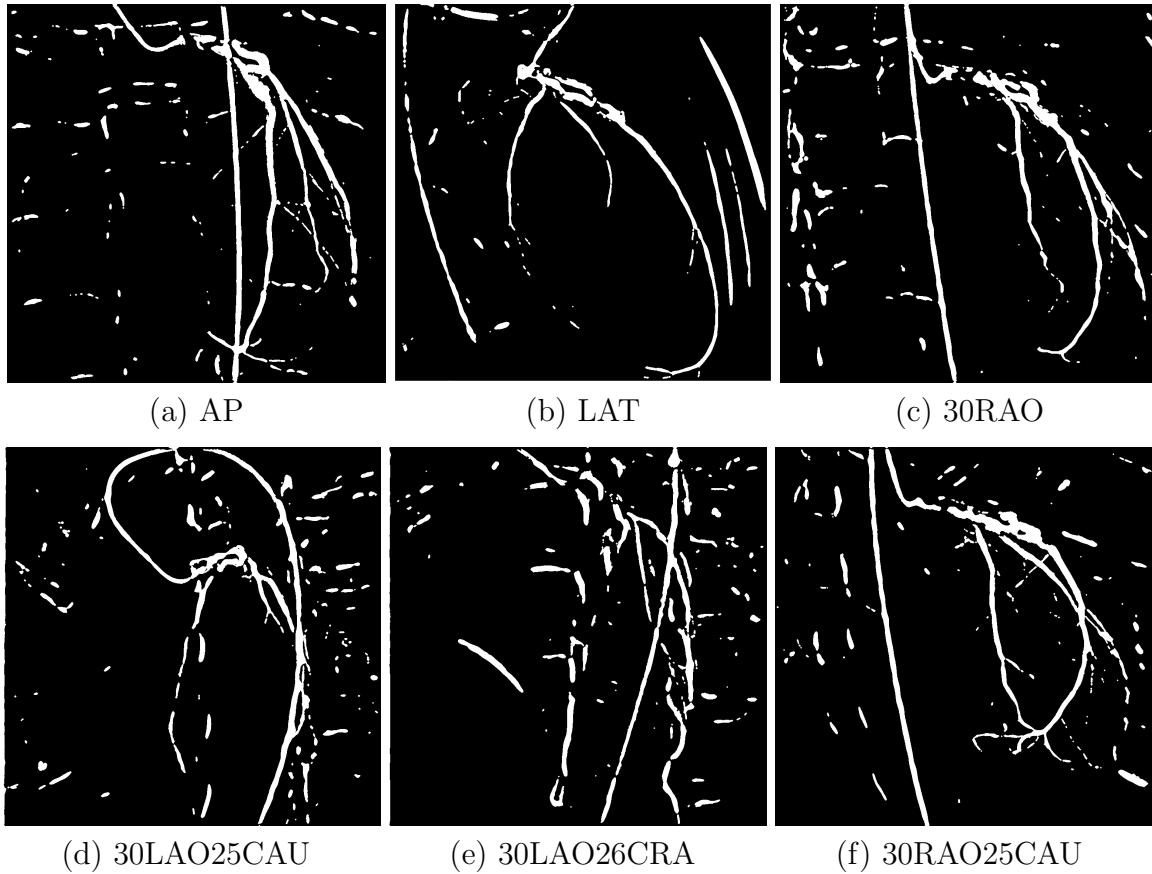


Figure 4.18 Silhouettes extraites pour l'artère coronaire gauche du patient 2

Patient 3

Nous présentons les résultats de la segmentation des silhouettes du patient 3 dans la figure 4.19. Nous observons également la mauvaise segmentation de l'anévrisme dont seuls les contours sont extraits.

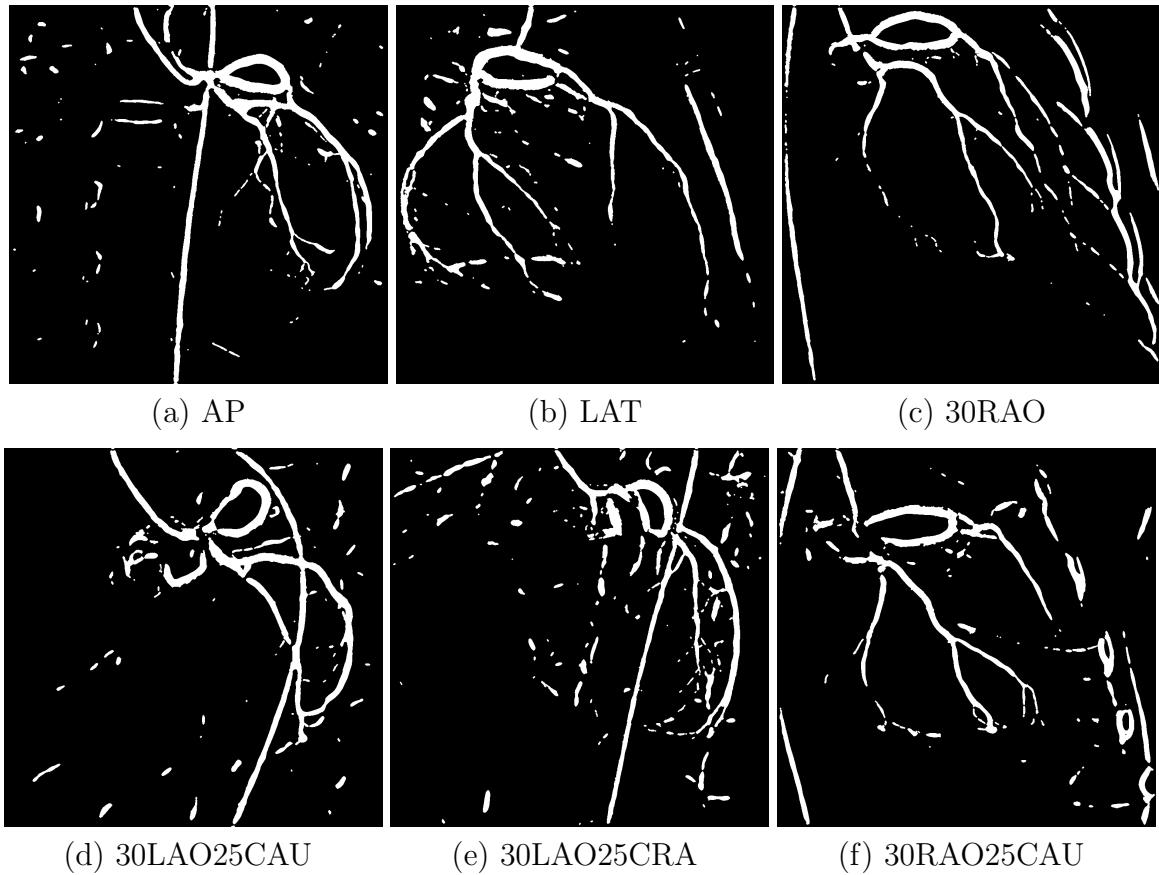


Figure 4.19 Silhouettes extraites pour l'artère coronaire gauche du patient 3

4.3.3 Reconstruction 3D à partir de silhouettes

Nous montrons dans la section suivante les résultats des reconstructions pour les trois patients.

Patient 1

La reconstruction est calculée à partir des images segmentées. Nous montrons dans la figure 4.20 les reconstructions de l'artère coronaire gauche à 2, 3, 4 et 5 vues d'un même point de vue qui permet d'observer correctement les résultats. Pour cette artère, nous avons choisi, dans un premier temps, comme point de bifurcation la séparation de la branche circonflexe qui est facilement identifiable dans toutes les images comme présentées dans la partie 3.2.1. Nous présentons d'abord les résultats en utilisant ce point principal. Pour l'artère droite, nous avons choisi comme point principal la première branche en partant de la racine de l'artère. Sur la reconstruction à 3 vues (figure 4.3.3), la branche circonflexe est bien reconstruite, mais les autres ne le sont pas. Il y a une sous-reconstruction avec des parties de branches

manquantes. Toutes les branches loin du point principal possèdent un problème de sous-reconstruction. Les différentes branches sont schématisées sur la figure 4.21 pour s'apercevoir de leur présence ou non. Ce phénomène empire fortement avec un nombre croissant de vues. Avec 4 vues, la branche LAD disparaît, à 5 vues, plus rien est identifiable. Nous avons aussi effectué la reconstruction à 2 vues (figure 4.20) et nous observons bien le problème de sur-reconstruction, inhérent à la méthode Forme à partir de la silhouette. L'ajout supplémentaire de vues engendre des problèmes de sous-reconstruction.

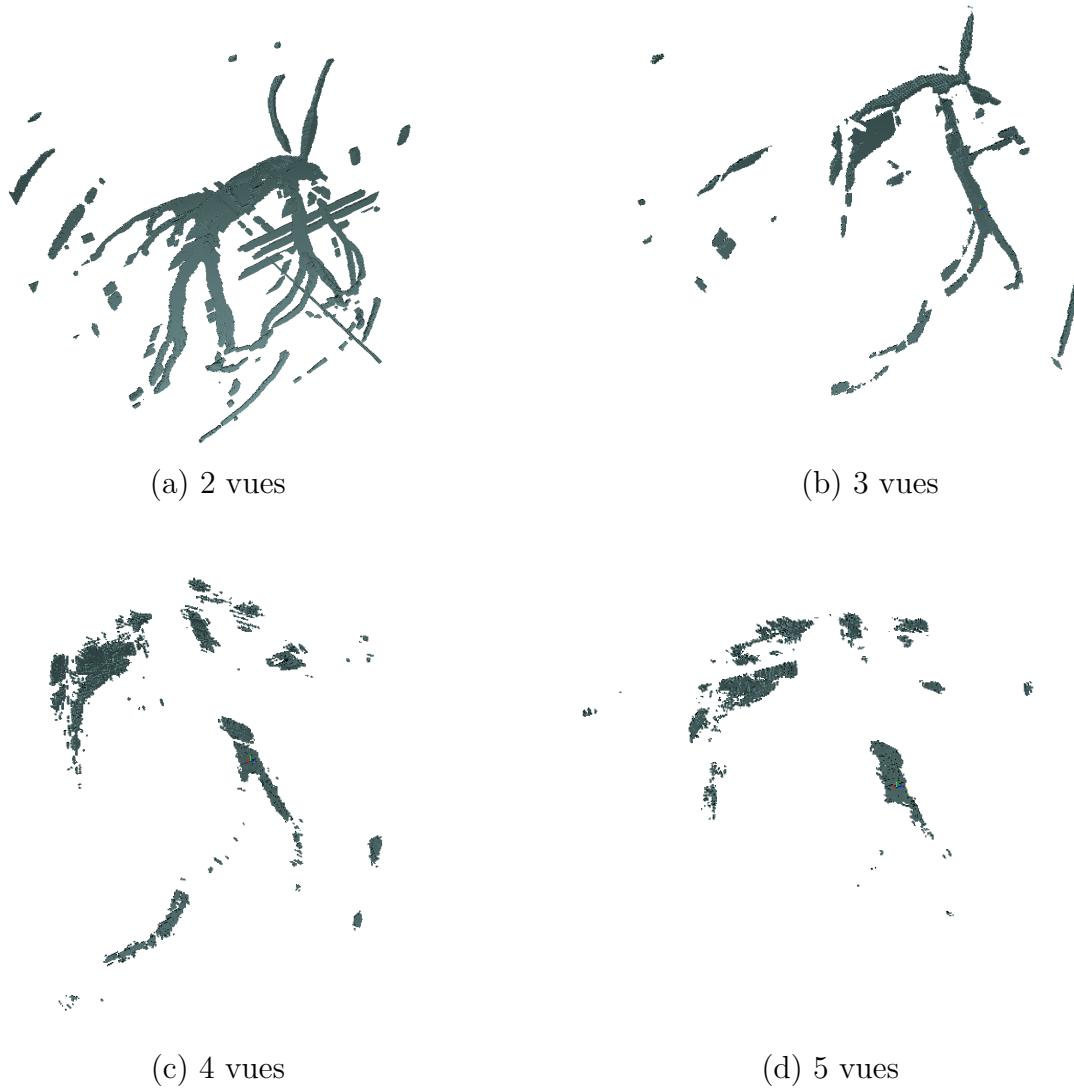


Figure 4.20 Vue de la reconstruction avec nombre croissant de vues



Figure 4.21 Schématisation des artères sur la reconstruction à 3 vues

Pour la reconstruction à 2 vues de la RCA, la reconstruction souffre d'un problème de sur-reconstruction pour la partie supérieure de l'artère. Il y a de nombreux voxels fantômes. Cependant, la branche inférieure (branche horizontale sur les images angiographiques) n'est pas bien reconstruite.



Figure 4.22 Artère droite reconstruite avec 2 vues

Nous souhaitons vérifier deux hypothèses. La première : est-ce la segmentation la source du problème ? Celle-ci n'étant pas parfaite, il est possible que les parasites de segmentation interfèrent avec la reconstruction. Nous souhaitons infirmer ou non cette hypothèse en testant la reconstruction à partir d'images nettoyées manuellement des parasites et du cathéter si possible. Nous montrons sur la figure 4.23 les résultats des reconstructions.

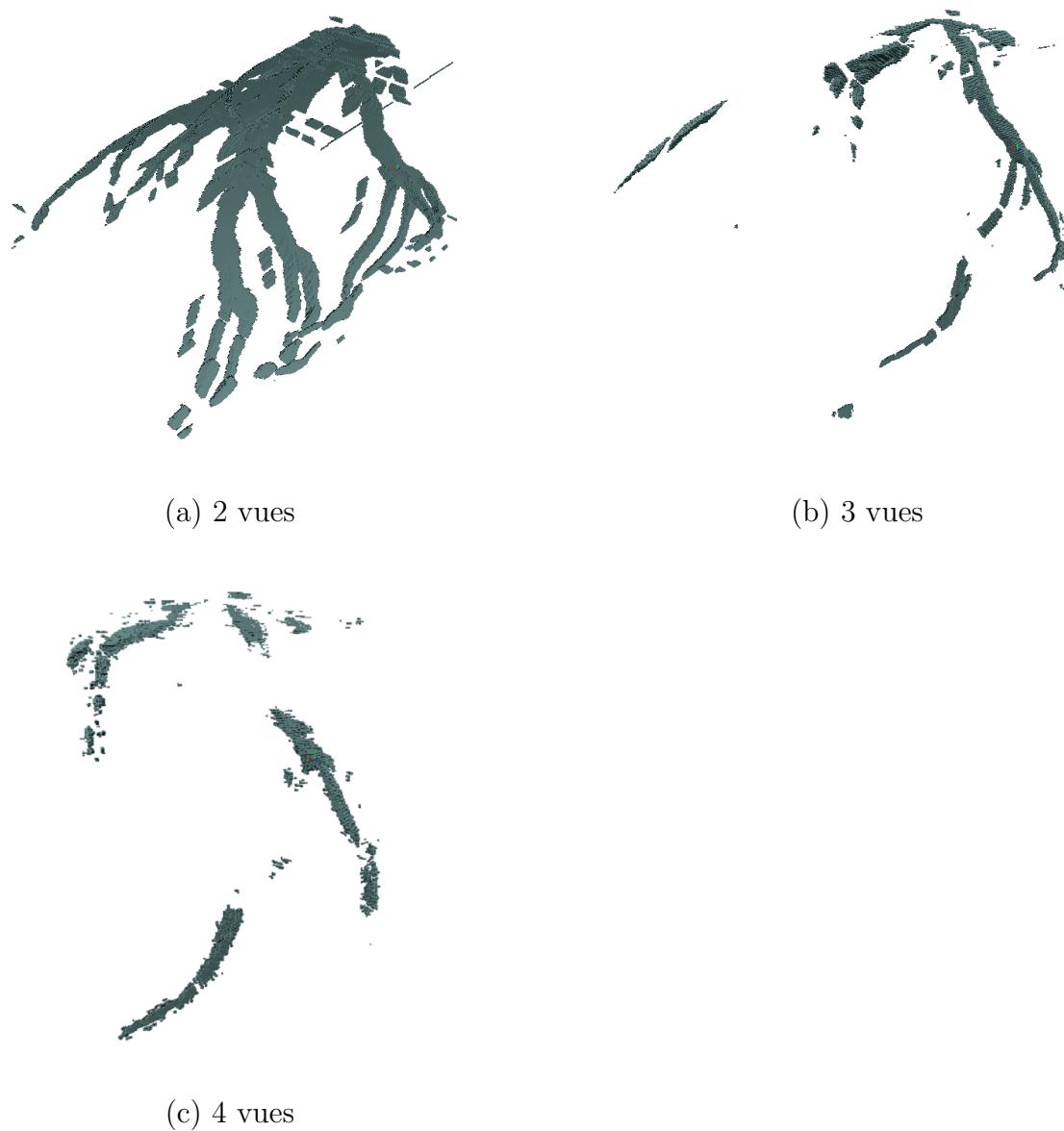


Figure 4.23 Vue de la reconstruction avec nombre croissant de vues et images nettoyées manuellement

La segmentation manuelle n'a pas permis d'améliorer les résultats de la reconstruction, les résultats sont assez semblables aux reconstructions générées avant. Il y a cependant beaucoup moins de parasites entourant la reconstruction mais celle-ci est toujours sous-reconstruite. La deuxième hypothèse est l'influence du choix de placement du point principal. Nous choisissons maintenant la sortie du cathéter dans l'artère comme point principal dans toutes les images.



(a) 3 vues



(b) 4 vues

Figure 4.24 Vue de la reconstruction avec nombre croissant de vues et point principal à la sortie du catheter

Dans ce cas, la zone autour du point principal semble bien reconstruite et la branche circonflexe a disparu. Il y a donc une influence du point principal sur la reconstruction. Bien que nous essayons de positionner le point principal sur un lieu correspondant pour chaque image, il en résulte un problème de sous-reconstruction.

De plus, il est intéressant de remarquer que si nous alignons le volume de reconstruction avec les vues utilisées, celui-ci ressemble en partie aux silhouettes (figure 4.25).



(a) AP



(b) LAT

Figure 4.25 Reconstruction alignée sur les vues utilisées

Patient 2

Nous présentons les résultats de reconstruction pour le patient 2 dans la figure 4.26. La reconstruction à 2 vues montrent toujours le problème inhérent à la méthode Forme à partir de la silhouette, c'est-à-dire de la sur-reconstruction si peu de vues sont utilisées. La reconstruction à 3 vues est une bonne reconstruction de l'artère car on peut distinguer tous les branches ainsi que l'anévrisme, ce qui est encourageant pour l'application de la méthode sur des données cliniques. Cependant, l'utilisation d'autres vues provoque de la sous-reconstruction comme pour le patient 1.

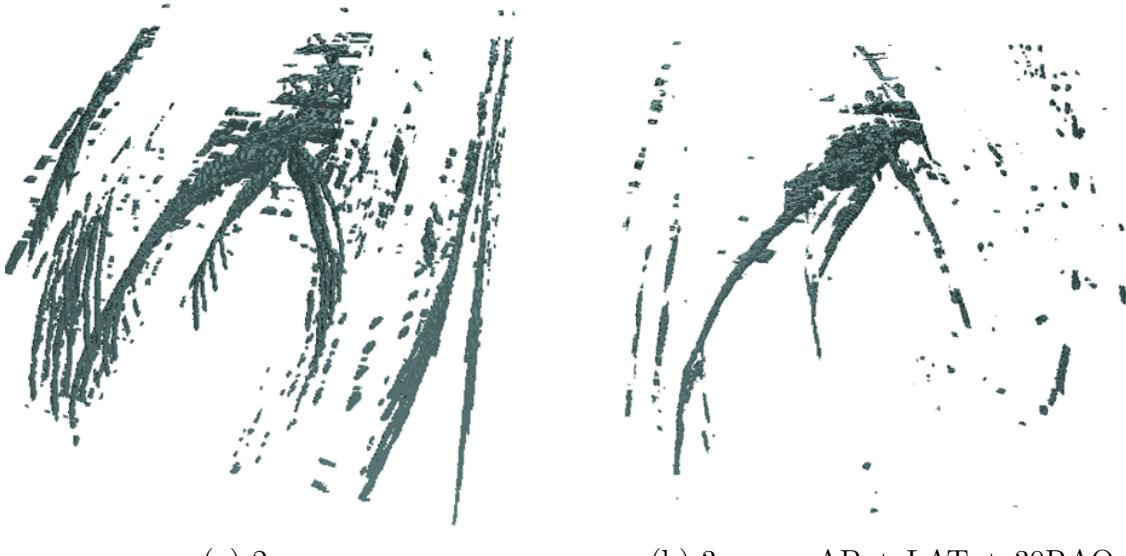


Figure 4.26 Reconstructions du patient 2 pour 2 et 3 vues

Patient 3

Nous présentons les résultats de reconstruction pour le patient 3 dans la figure 4.27. Nous montrons ici le résultat de la reconstruction à 3 vues avec 2 différentes troisième vue. Dans les deux cas, la sous-reconstruction est présente sur les branches de l'artère mais l'anévrisme est bien représenté dans le volume de reconstruction. Cependant, le fait que la segmentation n'extract que les contours de l'anévrisme ne permet pas une reconstruction complète de celui-ci.



(a) 3 vues : AP + LAT + 30LAO25CRA



(b) 3 vues : AP + LAT + 30RAO

Figure 4.27 Reconstructions du patient 3 pour 3 vues

Afin de montrer que la méthode Forme à partir de la silhouette est capable de reconstruire des anévrismes si ceux-ci sont correctement segmentés dans les images angiographiques, nous avons nettoyé manuellement les silhouettes du patient 3 et mis en blanc l'intérieur des anévrismes. Nous montrons dans la figure 4.28 les résultats de cette segmentation manuelle.

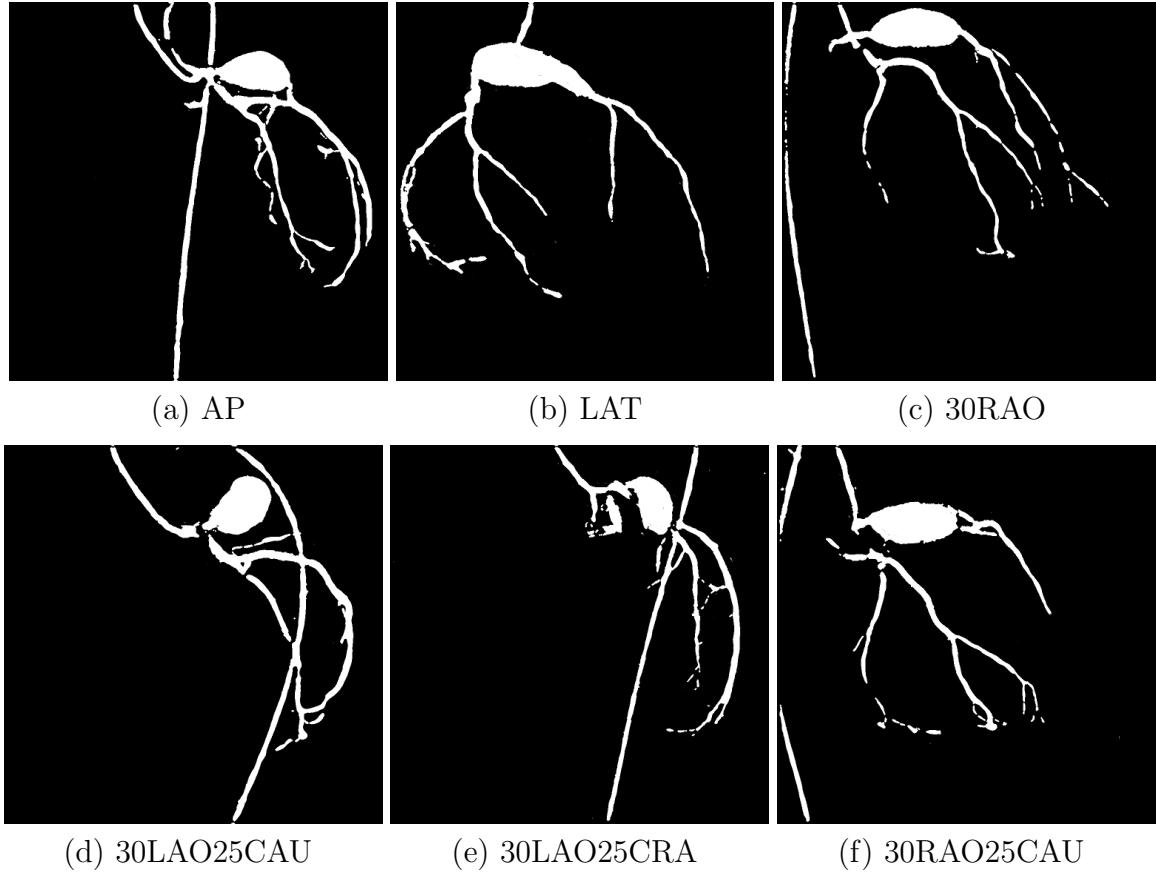


Figure 4.28 Silhouettes extraites pour l'artère coronaire gauche du patient 3

Enfin, nous procédons à la reconstruction à partir de ces images et nous montrons les résultats pour 3 et 4 vues dans la figure 4.29. Nous observons que le volume de l'anévrisme est bien reconstruit pour 3 et 4 vues. Cependant, comme pour les autres images utilisées et patients, nous sommes toujours confrontés à un problème de sous-reconstruction au niveau des branches de l'artère. La bonne reconstruction du volume de l'anévrisme est cependant une bonne indication de la faisabilité de la méthode Forme à partir de la silhouette sur des données de patients atteints d'anévrismes.

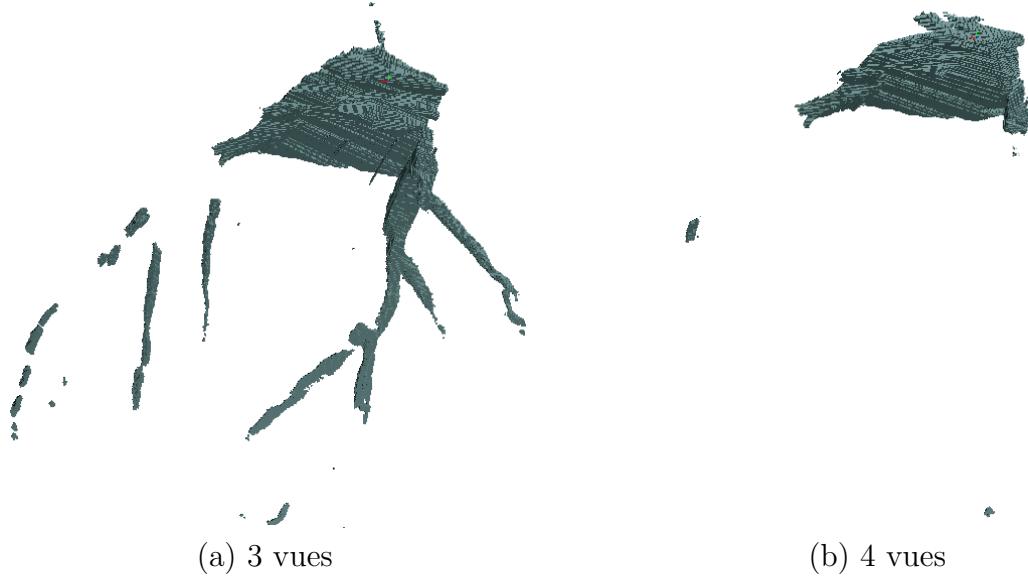


Figure 4.29 Reconstructions du patient 3 pour 3 vues

4.4 Discussion générale

Nous allons discuter dans cette section les résultats obtenus par notre méthode. Nous allons discuter en premier des résultats de segmentation puis des résultats de reconstruction.

4.4.1 Segmentation des images angiographiques

La méthode de segmentation utilisée dans ce mémoire présente de bons résultats en ce qui concerne la segmentation des artères. Cependant, il reste de nombreux parasites dus aux côtes et à la colonne vertébrale. Il est important de souligner la bonne segmentation des branches principales des artères. Les anévrismes, selon les statistiques présentées dans la revue de littérature, sont principalement présents sur ces branches. Nous segmentons donc les zones importantes pour les médecins et la reconstruction. Cependant, la segmentation de l'anévrisme est assez mauvaise comparée à la segmentation des artères. Le problème vient d'une propriété du filtre de Frangi que nous avons utilisé ici. Ce filtre permet un bon rehaussement des structures tubulaires telles que les artères, mais est moins performant sur les structures circulaires comme un anévrisme. Le filtre de Frangi n'est pas adapté à la segmentation des anévrismes. Afin de segmenter les contours des artères, nous nous sommes concentrés dans ce mémoire à une méthode basique mais il existent des méthodes de segmentations des contours qui donnent de meilleurs résultats.

4.4.2 Reconstruction 3D

Les résultats à partir des images simulées avec des données de calibrage non erronés sont bons. Nous obtenons une reconstruction avec 3 vues déjà satisfaisante, malgré quelques occlusions restantes. Ces occlusions disparaissent avec 4 vues et peu d'améliorations apparaissent en augmentant le nombre de vues jusqu'à 7 vues. Ce résultat est intéressant pour deux raisons. En premier, il montre la capacité de notre algorithme à reconstruire de manière correcte une artère coronaire et un anévrisme si les conditions de calibrage sont ales. En second, nous voyons que 3 vues sont suffisantes pour une reconstruction, voire 4 vues, mais utiliser plus de vues ne donne pas une meilleure reconstruction. Nous pouvons donc se limiter à 3 ou 4 vues et non plus utiliser 5 à 7 vues comme ce qui se fait à présent dans un examen angiographique, surtout si nous nous limitons à la zone de l'anévrisme.

Cependant, les résultats très encourageants des expériences de simulations dans des conditions optimales sont à mettre en balance avec les résultats dans des conditions de calibrage avec erreurs. Les expériences ont montré une sous-reconstruction si des erreurs sont présentes sur les paramètres de calibrage. Cette expérience a surtout mis en avant la sensibilité de notre algorithme aux erreurs sur la translation et point principal.

Ensuite, nous avons procédé à une évaluation clinique de notre algorithme et il s'avère que nous sommes exposés à un problème de sous-reconstruction. Nous pouvons nous poser la question de savoir si la sous-reconstruction n'est pas due à une mauvaise mise en correspondance entre les vues, ce qui, dans notre méthode, équivaut à un problème d'intersection de cônes de projection. Ce problème d'intersection est soit que les cônes ne correspondent pas au même objet (problème de segmentation), soit que les cônes ne sont pas bien positionnés (problèmes de paramètres de reconstruction). Les reconstructions avec des images nettoyées montrent qu'une segmentation "propre" n'améliore en rien le problème de sous-reconstruction. De plus, sur toutes les images, toutes les branches que l'on souhaite faire correspondre existent. La segmentation ne semble donc pas être ici le problème, mais les paramètres utilisés pour la reconstruction. L'expérience de robustesse avec des erreurs sur tous les paramètres a montré une sous-reconstruction de l'artère. Cette configuration a été mise en place à partir de valeurs d'erreurs sur les données angiographiques extraites de la thèse de Fallavollitta [63]. Ce sont des valeurs réalistes d'erreur pouvant se produire sur des données angiographiques et potentiellement sur les nôtres. Il est possible d'émettre un lien entre la sous-reconstruction à partir de données cliniques et cette expérience. Il est aussi à préciser que les paramètres de point principal et de translation, les deux paramètres les plus critiques, sont totalement ou partiellement manquants dans les données angiographiques des patients présentés dans ce mémoire. Ceci est sûrement la source principale de nos erreurs. Pour exemple, dans le test de robustesse, nous avons choisi comme erreur de translation des valeurs gaussiennes d'écart

type 20mm. Nous avons pris, pour les vues où la translation était manquante, la moyenne. Pour l'artère coronaire gauche du patient, cette valeur est de 925mm. Cependant, nous avons des valeurs de translation allant de 710mm à 1140mm (respectivement pour AP et LAT). Ceci donne une fourchette de valeurs potentielles pour la translation. Les écarts peuvent être donc bien plus importants que 20mm qui est la valeur choisie dans notre simulation et qui montre déjà une sous-reconstruction.

Les autres patients (ceux présentés dans la partie Résultats du mémoire et en annexe) possèdent le paramètre *SOD*, cependant nous sommes toujours confrontés au problème de sous-reconstruction. Ceci nous fait nous pencher sur le second paramètre angiographique critique que nous avons dû estimer car pas présent dans les entêtes DICOM - le point principal comme source principal d'erreur.

En effet, pour le point principal, nous n'avons aucune donnée dans le DICOM pour savoir comment le technologue centre l'image par rapport à l'isocentre. Nous avons testé l'hypothèse que le milieu de l'image pouvait être le point principal et le résultat donnait quasiment peu de voxels reconstruits (encore beaucoup moins que dans nos résultats actuels). Le choix de la bifurcation est un essai de translater correctement les images, mais ceci ne les centre pas sur leur vrai isocentre. Notre bifurcation devient artificiellement notre isocentre, donc la reconstruction est correcte localement, mais plus nous nous éloignons moins les volumes correspondent, ce qui engendre une sous-reconstruction. Dans le but de reconstruire correctement les artères coronaires à partir d'images angiographiques, il faut donc estimer une position correcte des points principaux sur les images et estimer également les paramètres de translation sur les vues où ceux-ci manquent. Potentiellement, les autres paramètres peuvent apporter de l'erreur également, mais la méconnaissance des paramètres de point principal et de translation quand ceux-ci sont manquants demeure un problème majeur pour notre algorithme.

4.4.3 Autres sources d'erreurs

Des artefacts venant des mouvements respiratoires ou cardiaques peuvent être à l'origine de la sous-reconstruction également. Nous avons essayé de synchroniser toutes les images sur le même moment du cycle cardiaque mais nous n'avons pas considéré le mouvement respiratoire dans les artefacts de mouvements à prendre en compte dans les reconstructions. Une analyse plus poussée de l'influence du mouvement respiratoire doit être effectuée afin de s'assurer de la meilleure reconstruction possible. De séquences angiographiques plus longues permettraient de pouvoir faire une double synchronisation cardiaque-respiratoire mais provoquerait plus d'irradiations pour le patient. D'autres solutions doivent donc être étudiées.

CHAPITRE 5

CONCLUSION

Ce chapitre propose une conclusion générale sur les différentes parties de ce projet. En premier, nous allons faire une synthèse des travaux présentée puis détailler les limites et améliorations à apporter aux différentes parties du projet.

5.1 Synthèse des travaux

Nous avons réussi à créer une plateforme globale de reconstruction des artères coronaires à partir d'images angiographiques, qui est rapide (des reconstructions en moins d'une minute) et quasi-automatique (segmentation avec MatLab). Cette plateforme permet de visualiser en 3D de manière interactive une artère coronaire et son anévrisme comme l'a démontré l'expérience avec le sujet de simulation. Nous avons donc rempli notre premier objectif. Enfin, nous avons montré qu'il était possible d'utiliser 3 (ou 4 vues tout au plus) pour obtenir une très bonne reconstruction au lieu de 5 à 7 jusqu'à présent. L'outil développé ici permet donc de réduire le nombre de vues angiographiques au minimum nécessaire en permettant au médecin de choisir au fur à mesure des acquisitions la meilleure vue lui permettant d'obtenir la meilleure prochaine reconstruction. Nous avons aussi établi une stratégie de prise de vues permettant de guider le médecin dans le choix de ces vues optimales.

Cependant, il y a de nombreuses limites aux travaux présentés dans ce mémoire. Nous allons les présenter dans les prochaines sections en y apportant des solutions possibles.

5.1.1 Analyse du problème de sous-reconstruction

Nos résultats cliniques souffrent de sous-reconstruction dès qu'on utilise 3 vues ou plus. De nombreuses branches sont manquantes ou ne sont reconstruites qu'en partie. Nous avons montré dans la section 4.4 que ce problème ne venait pas de la segmentation, mais de paramètres de reconstruction pas assez précis pour notre algorithme. Cette hypothèse a été vérifiée en appliquant des erreurs dans les paramètres de calibrage des vues dans les simulations. Nous obtenons alors, de même, une sous-reconstruction, qui entraîne une disparition partielle d'une branche dès 3 vues. Les données angiographiques, fournies dans le DICOM, associées aux images angiographiques, ne contiennent pas ou partiellement les informations de point principal et de translation (suivant le patient) dont nous avons pourtant besoin pour la reconstruction. De plus, l'étude de robustesse que nous avons mené paramètre par

paramètre montre que ces 2 paramètres sont les deux plus critiques. Il convient d'obtenir une estimation de ces paramètres pour espérer obtenir une reconstruction convenable.

Afin de remédier à ce problème et obtenir des reconstructions correctes avec des données cliniques, il faut donc estimer d'une part certains paramètres comme le point principal ou la translation quand ils sont manquants et améliorer la précision des paramètres angiographiques. Tout ceci a pour but d'obtenir des données de calibrage se rapprochant le plus des paramètres réels. Cheriet[31] a développé un algorithme qui, à partir d'une estimation initiale (comme ce que nous avons), va affiner les paramètres de calibrage. Cet algorithme est décrit dans la revue de littérature 2.5.2. Dans sa forme actuelle, cet algorithme s'applique sur des points segmentés et à mettre en correspondance manuellement. L'algorithme permettra d'obtenir de bons paramètres précis. Cependant, avant même de l'utiliser, il convient de critiquer un peu le système de stockage des données DICOM. Le stockage des informations est fait de manière parcellaire ou non-exacte pour certains paramètres. Toutes les vues LAT (droite) apparaissent à 90 degrés et non - 90 degrés comme elle devrait, mais bien sûr quand nous observons l'image, celle-ci est une LAT droite et non gauche car la colonne vertébrale apparaît sur la gauche. Nous savons que la *SOD* est connue pour toutes les vues car ce paramètre s'affiche sur les écrans de contrôle du C-arm. C'est au moment du stockage que se pose donc un problème. Ce problème dépend du patient utilisé (les deux patients en annexe ont le paramètre *SOD* présent pour toutes les vues). De plus, le point principal n'est pas indiqué dans les DICOM, ce qui est une perte d'information. Il est tout à fait probable que les techniciens centrent toutes les acquisitions sur un même point mais nous ne pouvons pas le connaître pour une analyse postérieure. C'est dommage de perdre ce type d'informations connues au moment de l'acquisition. Cependant, une concertation avec les technologues permettrait de connaître leur procédure précise pour le placement de l'isocentre. De plus, on remarque que la reconstruction pour l'artère coronaire gauche, à 3 vues surtout, possède des occlusions dans la zone qui correspond physiquement au muscle cardiaque. La connaissance de la surface *a priori* du muscle cardiaque, apposée à la reconstruction, permettrait de séparer l'intérieur du muscle cardiaque de son extérieur (où se trouvent les artères coronaires). Il serait alors possible d'éliminer les voxels de la reconstruction situés à l'intérieur du muscle cardiaque.

5.1.2 Vitesse de reconstruction

La recherche par octree permet d'obtenir une reconstruction en une fraction de seconde, ce qui remplit déjà nos critères de rapidité. Cependant, il est encore possible d'améliorer cela en misant sur le type de reconstruction que nous utilisons. Peu importe la méthode de recherche de voxels que nous utilisons, le test d'un voxel est indépendant des tests des autres voxels. Cette recherche n'est pas séquentielle et se prête très bien à la parallélisation. La librairie

OpenMP permet la parallélisation d'un programme en C++ comme l'est notre application.

5.1.3 Automatisation de l'application

Si nous avons tous les paramètres de reconstruction, l'algorithme de reconstruction est totalement automatique. Dans ce sens, nous avons rempli notre tâche. Cependant, la partie segmentation de notre application s'effectue sur MatLab. Afin de rendre tout le processus automatique, cette partie segmentation doit être implémentée en C++ pour une totale intégration à notre application.

RÉFÉRENCES

- [1] J. Guilbert, “The world health report 2002—reducing risks, promoting healthy life,” *Education for Health*, vol. 16, no. 2, pp. 230–230, 2003.
- [2] D. Lloyd-Jones, R. Adams, M. Carnethon, G. De Simone, T. Ferguson, K. Flegal, E. Ford, K. Furie, A. Go, K. Greenlund et al., “Heart disease and stroke statistics—2009 update a report from the american heart association statistics committee and stroke statistics subcommittee,” *Circulation*, vol. 119, no. 3, pp. 480–486, 2009.
- [3] A. Rowley, S. Baker, J. Orenstein et S. Shulman, “Searching for the cause of kawasaki disease—cytoplasmic inclusion bodies provide new insight,” *Nature Reviews Microbiology*, vol. 6, no. 5, pp. 394–401, 2008.
- [4] R. Cimaz et J. Lega, “La maladie de kawasaki,” *La Revue du praticien*, vol. 57, no. 18, pp. 1985–1988, 2007.
- [5] R. Han, B. Sinclair, A. Newman, E. Silverman, G. Taylor, P. Walsh et B. McCrindle, “Recognition and management of kawasaki disease,” *Canadian Medical Association Journal*, vol. 162, no. 6, pp. 807–812, 2000.
- [6] Z. Onouchi, S. Shimazu, N. Kiyosawa, T. Takamatsu et K. Hamaoka, “Aneurysms of the coronary arteries in kawasaki disease. an angiographic study of 30 cases,” *Circulation*, vol. 66, no. 1, pp. 6–13, 1982.
- [7] A. Suzuki, T. Kamiya, N. Kuwahara, Y. Ono, T. Kohata, O. Takahashi, K. Kimura et M. Takamiya, “Coronary arterial lesions of kawasaki disease : cardiac catheterization findings of 1100 cases,” *Pediatric cardiology*, vol. 7, no. 1, pp. 3–9, 1986.
- [8] G. Shechter, B. Shechter, J. Resar et R. Beyar, “Prospective motion correction of x-ray images for coronary interventions,” *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 24, no. 4, pp. 441–450, 2005.
- [9] S. Mavrogeni, G. Papadopoulos, E. Karanasiou et D. Cokkinos, “How to image kawasaki disease : a validation of different imaging techniques,” *International journal of cardiology*, vol. 124, no. 1, pp. 27–31, 2008.
- [10] S. Hiraishi, H. Misawa, N. Takeda, Y. Horiguchi, N. Fujino, N. Ogawa et H. Hirota, “Transthoracic ultrasonic visualisation of coronary aneurysm, stenosis, and occlusion in kawasaki disease,” *Heart*, vol. 83, no. 4, pp. 400–405, 2000.
- [11] P. Fallavollita et F. Cheriet, “Towards an automatic coronary artery segmentation algorithm,” in *Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 1, pp. 3037 –3040, 2006.

- [12] A. Andriotis, A. Zifan, M. Gavaises, P. Liatsis, I. Pantos, A. Theodorakakos, E. Efstatopoulos et D. Katritsis, “A new method of three-dimensional coronary artery reconstruction from x-ray angiography : Validation against a virtual phantom and multislice computed tomography,” *Catheterization and Cardiovascular Interventions*, vol. 71, no. 1, pp. 28–43, 2008.
- [13] F. Mourguès, F. Devernay, G. Malandain et Coste-Manière, “3d+t modeling of coronary artery tree from standard non simultaneous angiograms,” in *Proceedings of the 4th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, MICCAI ’01, pp. 1320–1322, Springer-Verlag, 2001.
- [14] R. Liao, L. Duong, Y. Sun et K. Kirchberg, “3-d reconstruction of the coronary artery tree from multiple views of a rotational x-ray angiography,” *The International Journal of Cardiovascular Imaging*, vol. 26, pp. 733–749, 2010.
- [15] C. Blondel, G. Malandain, R. Vaillant et N. Ayache, “Reconstruction of coronary arteries from a single rotational x-ray projection sequence,” *IEEE transactions on Medical Imaging*, vol. 25, no. 5, pp. 653–663, 2006.
- [16] A. Frangi, W. Niessen, K. Vincken et M. Viergever, “Multiscale vessel enhancement filtering,” *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI’98*, pp. 130–137, 1998.
- [17] C. Lorenz, I. Carlsen, T. Buzug, C. Fassnacht et J. Weese, “A multi-scale line filter with automatic scale selection based on the hessian matrix for medical image segmentation,” *Scale-Space Theory in Computer Vision*, pp. 152–163, 1997.
- [18] J. Messenger, S. Chen, J. Carroll, J. Burchenal, K. Kioussopoulos et B. Groves, “3d coronary reconstruction from routine single-plane coronary angiograms : clinical validation and quantitative analysis of the right coronary artery in 100 patients,” *The International Journal of Cardiac Imaging*, vol. 16, no. 6, pp. 413–427, 2000.
- [19] P. Fallavollita et F. Cheriet, “Optimal 3d reconstruction of coronary arteries for 3d clinical assessment,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 32, no. 6, pp. 476–487, 2008.
- [20] D. Delaere, C. Smets, P. Suetens, G. Marchal et F. Van de Werf, “Knowledge-based system for the three-dimensional reconstruction of blood vessels from two angiographic projections,” *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 29, pp. NS27–NS36, 1991.
- [21] K. Hoffmann, A. Sen, L. Lan, K. Chua, J. Esthappan et M. Mazzucco, “A system for determination of 3d vessel tree centerlines from biplane images,” *The International Journal of Cardiac Imaging*, vol. 16, pp. 315–330, 2000.

- [22] A. Merle, G. Finet, J. Lienard et I. Magnin, “3d reconstruction of the deformable coronary tree skeleton from two x-ray angiographic views,” in *Computers in Cardiology 1998*, pp. 757–760, 1998.
- [23] F. Wang, G. Wang, L. Kang et J. Wang, “Automatic segmentation of coronary artery tree based on multiscale gabor filtering and transition region extraction,” in *Proceedings of SPIE MIPPR 2011 : Parallel Processing of Images and Optimization and Medical Imaging Processing*, vol. 8005, pp. 80050W–1, 2011.
- [24] H. Schmitt, M. Grass, V. Rasche, O. Schramm, S. Haehnel et K. Sartor, “An x-ray-based method for the determination of the contrast agent propagation in 3-d vessel structures,” *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 21, pp. 251–262, march 2002.
- [25] J. Brieva, E. Gonzalez, F. Gonzalez, A. Bousse et J. Bellanger, “A level set method for vessel segmentation in coronary angiography,” in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the*, pp. 6348–6351, IEEE, 2006.
- [26] L. Chih-Yang et Y. Ching, “Extraction of coronary arterial tree using cine x-ray angiograms,” *Biomedical Engineering : Applications, Basis and Communications*, vol. 17, no. 03, pp. 111–120, 2005.
- [27] S. Eiho et Y. Qian, “Detection of coronary artery tree using morphological operator,” in *Computers in Cardiology 1997*, pp. 525–528, 1997.
- [28] N. Green, S. Chen, J. Messenger, B. Groves et J. Carroll, “Three-dimensional vascular angiography,” *Current Problems in Cardiology*, vol. 29, no. 3, pp. 104–142, 2004.
- [29] T. Saito, M. Misaki, K. Shirato et T. Takishima, “Three-dimensional quantitative coronary angiography,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*,, vol. 37, no. 8, pp. 768–777, 1990.
- [30] R. Hartley et A. Zisserman, *Multiple view geometry in computer vision*, vol. 2. Cambridge University Press, 2003.
- [31] F. Cheriet et J. Meunier, “Self-calibration of a biplane x-ray imaging system for an optimal three dimensional reconstruction,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 23, no. 3, pp. 133–141, 1999.
- [32] H. C. Longuet-Higgins, “A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections,” *Nature*, vol. 293, pp. 133–135, 1981.
- [33] M. Fischler et R. Bolles, “Random sample consensus : a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381–395, 1981.

- [34] P. Windyga, M. Garreau, M. Shah, H. Le Breton et J. Coatrieux, "Three-dimensional reconstruction of the coronary arteries using a priori knowledge," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 36, no. 2, pp. 158–164, 1998.
- [35] M. Garreau, J. Coatrieux, R. Collorec et C. Chardenon, "A knowledge-based approach for 3-d reconstruction and labeling of vascular networks from biplane angiographic projections," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 10, no. 2, pp. 122 –131, 1991.
- [36] A. Dumay, J. Reiber et J. Gerbrands, "Determination of optimal angiographic viewing angles : basic principles and evaluation study," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 13, pp. 13 –24, mar 1994.
- [37] U. Solzbach, U. Oser, M. Rombach, H. Wollschlager et H. Just, "Optimum angiographic visualization of coronary segments using computer-aided 3d-reconstruction from biplane views," *Computers and Biomedical Research*, vol. 27, no. 3, pp. 178–198, 1994.
- [38] Y. Sato, T. Araki, M. Hanayama, H. Naito et S. Tamura, "A viewpoint determination system for stenosis diagnosis and quantification in coronary angiographic image acquisition," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 17, no. 1, pp. 121 –137, 1998.
- [39] S. Chen et J. Carroll, "3-d reconstruction of coronary arterial tree to optimize angiographic visualization," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 19, no. 4, pp. 318 –336, 2000.
- [40] J. Klein, J. Hoff, J. Peifer, R. Folks, C. Cooke, S. King III et E. Garcia, "A quantitative evaluation of the three dimensional reconstruction of patients coronary arteries," *The International Journal of Cardiac Imaging*, vol. 14, no. 2, pp. 75–87, 1998.
- [41] J. Garcia, B. Movassaghi, I. Casserly, A. Klein, S. James Chen, J. Messenger, A. Hansgen, O. Wink, B. Groves et J. Carroll, "Determination of optimal viewing regions for x-ray coronary angiography based on a quantitative analysis of 3d reconstructed models," *The International Journal of Cardiovascular Imaging*, vol. 25, pp. 455–462, 2009.
- [42] S. Tu, G. Koning, W. Jukema et J. Reiber, "Assessment of obstruction length and optimal viewing angle from biplane x-ray angiograms," *The International Journal of Cardiovascular Imaging*, vol. 26, pp. 5–17, 2010.
- [43] S. Tu, J. Jing, N. Holm, K. Onsea, T. Zhang, T. Adriaenssens, C. Dubois, W. Desmet, L. Thuesen, Y. Chen et al., "In vivo assessment of bifurcation optimal viewing angles and bifurcation angles by three-dimensional (3d) quantitative coronary angiography," *The International Journal of Cardiovascular Imaging*, pp. 1–9, 2011.
- [44] Y. Hu, M. Jung, A. Oukili, G. Yang, J. Nunes, J. Fehrenbach, G. Peyré, M. Bedossa, L. Luo, C. Toumoulin et al., "Sparse reconstruction from a limited projection number

- of the coronary artery tree in x-ray rotational imaging,” in *International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pp. 804 –807, IEEE, may 2012.
- [45] K. Sprague, M. Drangova, G. Lehmann, P. Slomka, D. Levin, B. Chow et al., “Coronary x-ray angiographic reconstruction and image orientation,” *Medical physics*, vol. 33, p. 707, 2006.
- [46] Y. Sun, I. Liu et J. Grady, “Reconstruction of 3-d binary tree-like structures from three mutually orthogonal projections,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 16, no. 3, pp. 241–248, 1994.
- [47] B. Movassaghi, V. Rasche, M. Grass, M. Viergever et W. Niessen, “A quantitative analysis of 3-d coronary modeling from two or more projection images,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, no. 12, pp. 1517 –1531, 2004.
- [48] T. Kayikcioglu, A. Gangal et M. Turhal, “Reconstructing coronary arterial segments from three projection boundaries,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 22, no. 6, pp. 611–624, 2001.
- [49] D. Dvir, H. Marom, V. Guetta et R. Kornowski, “Three-dimensional coronary reconstruction from routine single-plane coronary angiograms : in vivo quantitative validation,” *Acute Cardiac Care*, vol. 7, no. 3, pp. 141–145, 2005.
- [50] C. Schlundt, J. Kreft, F. Fuchs, S. Achenbach, W. Daniel et J. Ludwig, “Three-dimensional on-line reconstruction of coronary bifurcated lesions to optimize side-branch stenting,” *Catheterization and cardiovascular interventions*, vol. 68, no. 2, pp. 249–253, 2006.
- [51] R. Gollapudi, R. Valencia, S. Lee, G. Wong, P. Teirstein et M. Price, “Utility of three-dimensional reconstruction of coronary angiography to guide percutaneous coronary intervention,” *Catheterization and Cardiovascular Interventions*, vol. 69, no. 4, pp. 479–482, 2007.
- [52] B. Baumgart, *Geometric modeling for computer vision*. These de Doctorat, Stanford University, Stanford, CA, USA, 1974. AAI7506806.
- [53] A. Laurentini, “The visual hull : A new tool for contour-based image understanding,” in *Proceedings of the 7th Scandinavian Conference on Image Analysis*, pp. 993–1002, 1991.
- [54] K. Cheung, *Visual hull construction, alignment and refinement for human kinematic modeling, motion tracking and rendering*. These de Doctorat, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, USA, 2003.
- [55] P. Milne, F. Nicolls et G. de Jager, “Visual hull surface estimation,” in *Fifteenth Annual Symposium of the Pattern Recognition Association of South Africa*, p. 13, 2004.

- [56] K. Forbes, *Calibration, Recognition, and Shape from Silhouettes of Stones*. These de Doctorat, University of Cape Town, South Africa, 2007.
- [57] M. Potmesil, “Generating octree models of 3d objects from their silhouettes in a sequence of images,” *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 40, no. 1, pp. 1–29, 1987.
- [58] H. Noborio, S. Fukuda et S. Arimoto, “Construction of the octree approximating a three-dimensional object by using multiple views,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 10, no. 6, pp. 769 –782, 1988.
- [59] J. Franco et E. Boyer, “Exact polyhedral visual hulls,” in *British Machine Vision Conference (BMVC’03)*, vol. 1, pp. 329–338, 2003.
- [60] D. Rivest-Henault, H. Sundar et M. Cheriet, “Nonrigid 2d/3d registration of coronary artery models with live fluoroscopy for guidance of cardiac interventions,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 31, pp. 1557 –1572, aug. 2012.
- [61] M. Gülsün et H. Tek, “Robust vessel tree modeling,” *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2008*, pp. 602–611, 2008.
- [62] P. Bifulco, M. Cesarelli, R. Allen, M. Romano, A. Fratini, G. Pasquariello et al., “2d-3d registration of ct vertebra volume to fluoroscopy projection : A calibration model assessment,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, no. 1, p. 806094, 2010.
- [63] P. Fallavollita, *Three-dimensional reconstruction of coronary arteries from angiographic sequences for interventional assistance*. These de Doctorat, Ecole Polytechnique, Montréal, P.Q., Canada, Canada, 2008.

ANNEXE A

Résultats pour patient 4

Nous allons détailler dans les 2 prochaines annexes les résultats et de reconstruction pour les 2 autres patients. Comme pour le patient présenté dans le mémoire, nous effectuons d'abord la segmentation des artères coronaires gauche et droite, puis nous effectuons la reconstruction à partir de ces vues. Ces patients possèdent l'avantage d'avoir toutes les valeurs de *SOD* comparé au patient du mémoire mais les résultats de segmentation n'étaient pas concluants pour une reconstruction supérieure à 2 vues.

Paramètres angiographiques

Les paramètres associés au patient 4 sont présentés dans les tableaux A et A

Tableau A.1 Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 4

Vue	Angle transverse	Angle sagittal	Focale	Translation
AP	0	0	4864	664
LAT	-90	-2	6502	684
45LAO	45	0	5500	634
45LAO30CRA	45	30	6962	664

Tableau A.2 Paramètres utilisés pour chaque vue - RCA - Patient 4

Vue	Angle transverse	Angle sagittal	Focale	Translation
AP	0	0	4864	664
LAT	-90	-2	6042	704

Segmentation

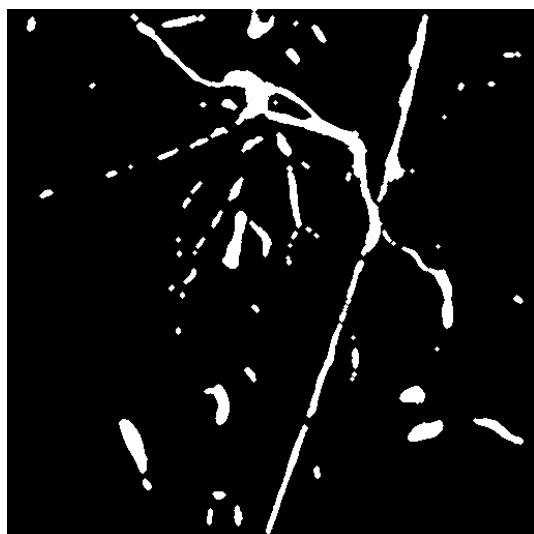
La segmentation des vues 45LAO35CRA et 45LAO sont mauvaises comparé aux résultats que nous avons eu pour d'autres vues. Cependant, ce résultat s'explique en regardant les images angiographiques originales. Sur ces 2 vues, les artères sont peu rehaussées par le produit de contraste. La segmentation est donc compliquée par la suite.



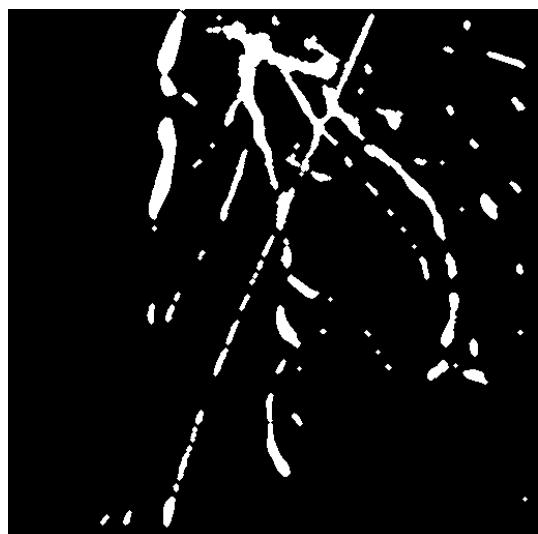
(a) AP



(b) LAT droite

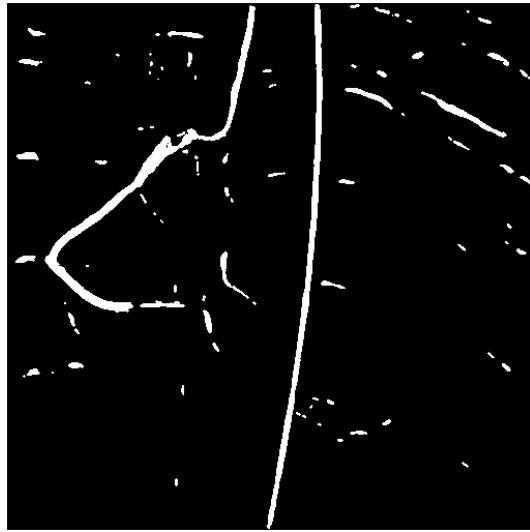


(c) 45 LAO



(d) 45LAO30CRA

Figure A.1 Segmentation des silhouettes - LCA



(c) AP



(c) LAT

Figure A.2 Segmentation des silhouettes -RCA

Reconstruction

Nous présentons ici les résultats de reconstruction en utilisant les vues AP, LAT et 45LAO. Cette dernière étant mal segmentée, la reconstruction pour 3 vues est donc mauvaise et à cela se rajoute le problème de sous-reconstruction. Cependant, il est à remarquer que les valeurs de translation sont présentes pour toutes les vues mais la segmentation ne permet d'être concluante pour 3 vues ou plus.



(a) AP+ LAT



(b) (a)+ 45LAO

Figure A.3 Reconstruction de la LCA pour 2 et 3 vues



(a) AP+ LAT

Figure A.4 Reconstruction de la RCA pour 2 vues

ANNEXE B

Résultats pour patient 5

Paramètres angiographiques

Les paramètres associés au patient 5 sont présentés dans les tableaux B et B

Tableau B.1 Paramètres utilisés pour chaque vue - LCA - Patient 5

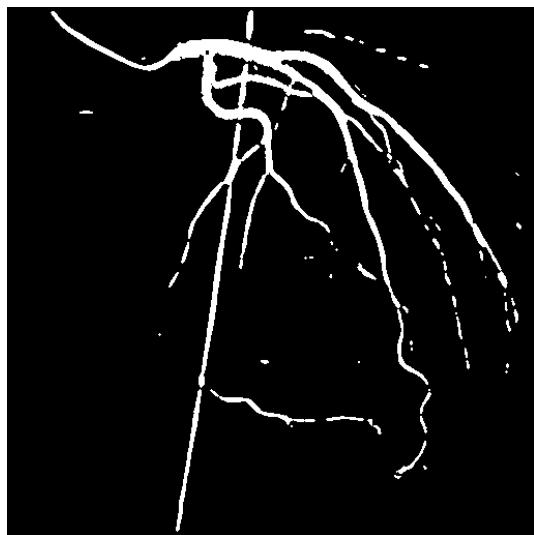
Vue	Angle transverse	Angle sagittal	Focale	Translation
AP	0	0	6211	640
LAT	-90	0	6758	750
30RAO	-30	0	5558	653
31LAO25CRA	31	25	5792	637
31LAO25CAU	31	-25	7616	637

Tableau B.2 Paramètres utilisés pour chaque vue - RCA - Patient 5

Vue	Angle transverse	Angle sagittal	Focale	Translation
AP	0	0	5324	640
LAT	-90	0	6758	760

Segmentation

La segmentation est bonne pour AP, LAT et 30RAO. Il est à remarquer une LAD très fine sur l'image LAT. La branche sera difficile à reconstruire.



(a) AP



(b) LAT droite



(c) 30 RAO



(d) 31LAO25CRA

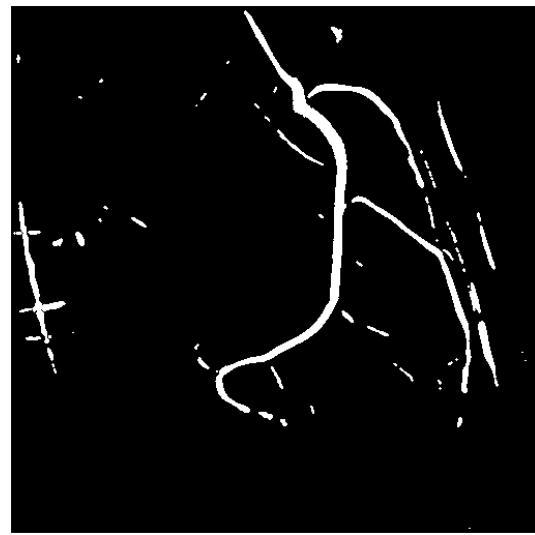


(e) 31LAO25CAU

Figure B.1 Segmentation des silhouettes - LCA



(f) AP



(g) LAT

Figure B.2 Segmentation des silhouettes -RCA

Reconstruction

Nous faisons la reconstruction avec les 2 vues AP et LAT pour la LCA et RCA, puis nous utilisons la vue RAO pour une reconstruction à 3 vues de la RCA. Le résultat de la segmentation des deux autres vues ne nous permet pas de les utiliser afin d'obtenir un résultat convenable. Le résultat de la reconstruction à 3 vues montre également une sous-reconstruction comme pour le patient du mémoire. Nous possédons les données de translation mais cela n'empêche pas une sous-reconstruction. La LAD du patient est fine sur l'image LAT, il est probable qu'ici les erreurs sur le point principal seul suffise à une mauvaise reconstruction. En ce qui concerne l'artère coronaire droite, nous obtenons une bonne reconstruction, bien que nous ayons un volume fantôme dû au cathéter.

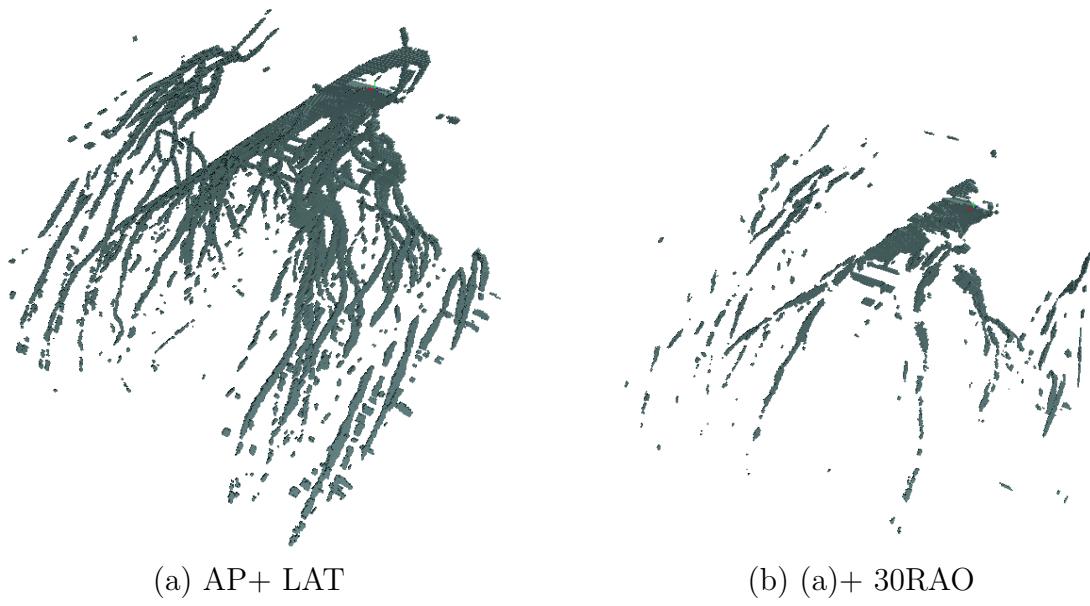


Figure B.3 Reconstruction de la LCA pour 2 et 3 vues

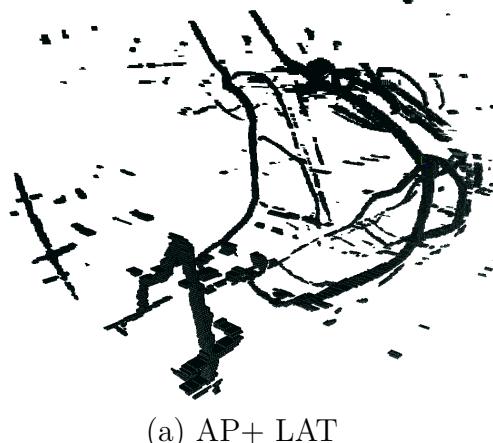


Figure B.4 Reconstruction de la RCA pour 2 vues