



HAL
open science

Recalage déformable entre angioscanner cardiaque 3D statique et angiographie coronaire dynamique 2D+t

Emmanuelle Poulain

► **To cite this version:**

Emmanuelle Poulain. Recalage déformable entre angioscanner cardiaque 3D statique et angiographie coronaire dynamique 2D+t. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. COMUE Université Côte d'Azur (2015 - 2019), 2019. Français. NNT : 2019AZUR4068 . tel-02453957

HAL Id: tel-02453957

<https://theses.hal.science/tel-02453957v1>

Submitted on 24 Jan 2020

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

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

THÈSE DE DOCTORAT

Recalage déformable entre
angioscanner cardiaque 3D
statique et angiographie coronaire
dynamique 2D+t

Emmanuelle Poulain

au sein de l'équipe MORPHEME de l'INRIA

**Présentée en vue de l'obtention
du grade de docteur en** Automatique
Traitement du Signal et des Images
d'Université Côte d'Azur

Dirigée par : *Grégoire Malandain*

Co-encadrée par : *Régis Vaillant*

Soutenue le : 10 Octobre 2019

Devant le jury, composé de :

Grégoire Malandain, Directeur de Recherche, INRIA

Régis Vaillant, Ingénieur principal, GE Healthcare

Erwan Kerrien, Chargé de Recherche, INRIA

Theo van Walsum, Professeur associé, Erasmus MC

Patrick Clarysse, Directeur de Recherche, CNRS

Elsa Angelini, Professeur associé, Imperial College

Xavier Pennec, Directeur de Recherche, INRIA

**Recalage déformable entre angioscanner cardiaque 3D statique
et angiographie coronaire dynamique 2D+t**

Jury :

Rapporteurs :

Erwan Kerrien,	Chargé de Recherche,	INRIA
Theo van Walsum,	Professeur associé,	Erasmus MC
Patrick Clarysse,	Directeur de Recherche,	CNRS

Examineurs :

Grégoire Malandain,	Directeur de Recherche,	INRIA
Régis Vaillant,	Ingénieur Principal,	GE Healthcare
Xavier Pennec,	Directeur de Recherche,	INRIA
Elsa Angelini,	Professeur associé,	Imperial College

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier les membres jury qui m'ont accompagnée pour la fin de cette thèse et qui ont été particulièrement impliqués à travers les rapports et/ou les questions posés pendant la soutenance. Cela m'a permis de bien vivre cette période qui a été précédée de l'écriture du manuscrit, qui n'est pas, comme souvent, la plus aisée.

J'ai pu néanmoins passer l'étape de rédaction grâce à ceux qui m'ont épaulée pendant ces trois années (et quelques) Grégoire et Régis. Ces années ont été riches en apprentissage et découvertes, et tout cela dans la bienveillance avec des mercredis matin hauts en couleur et je vous remercie pour cela.

Je tiens bien sûr à remercier aussi mes collègues de General Electric en commençant par ma première voisine, Charlotte qui m'a éclairée sur le mystère des splines. Mes voisins suivants furent Aymeric et Marie, tant de bureaux mais toujours le même trio! La féminité n'a, je pense, plus de secret pour toi Aymeric. Je veux aussi remercier les gens de cœur, Liliane et Ketan avec qui j'ai partagé l'ECM (aussi appelé "best moment of the week"). Il y a eu aussi d'autres rencontres au cours des années, Antoine, Bastien, Clément, Marianne, Romain, et d'autres que j'ai sûrement oubliés.

Mais n'oublions pas que mes premiers collègues furent ceux de Morpheme qui m'ont toujours accueillie les bras ouverts : Gaël, Manu, Cédric, Alexis, Froso, Lola, Agustina, Anca, Xavier, Laure, Eric, et d'autres que j'oublie encore. J'ai eu beau ne venir que 2 ou 3 fois par an au labo, j'avais toujours l'impression de vous avoir quittés hier.

Enfin je remercie mes proches qui m'ont accompagnée malgré eux dans cette thèse, Youness, mes parents, ma grand-mère, mon frère, ma sœur. J'ai hâte de vivre de nouvelles aventures avec vous tous, en commençant par une qui est pour l'instant au chaud en Italie!

Recalage déformable entre angioscanner cardiaque 3D statique et angiographie coronaire dynamique 2D+t

Résumé :

L'angioplastie coronarienne est une intervention guidée par rayons X et réalisée par voie endovasculaire qui restaure le diamètre des vaisseaux coronaires réduit par accumulation de corps gras au sein de leurs parois. Lors de cette procédure, un guide est introduit à partir d'une artère qui peut être située au poignet ou au niveau de l'aîne. La technique consiste alors à amener dans le vaisseau pathologique un ballonnet gonflable dans la zone rétrécie, localisée grâce à l'injection préalable d'un produit de contraste. Le gonflement du ballonnet élargit l'artère et s'accompagne en général de la pose d'un stent, structure métallique capable de renforcer la paroi. Le geste clinique peut être facilité en intégrant aux images le détail de la nature de la paroi, information disponible avec un scanner 3D. Le but de cette thèse est de proposer une méthode de recalage déformable pour superposer cette information 3D à des images angiographiques 2D per-opératoire en déformant le modèle 3D afin qu'il suive la dynamique cardiaque capturée dans les images angiographiques. Nous introduisons un algorithme de segmentation capable de segmenter automatiquement les vaisseaux principaux dans ces images angiographiques. Ensuite, nous présentons une approche de suivi du vaisseau 3D pathologique dans une séquence 2D+t combinant appariements et déformation d'une courbe spline. Enfin, nous décrivons l'extension au suivi d'un arbre vasculaire 3D, représenté par un arbre dont les arcs sont des courbes splines, dans une séquence 2D+t. Nous avons privilégié les approches applicables avec une seule projection angiographique, bien adapté au déroulement usuel des procédures cliniques. La performance des algorithmes a fait l'objet d'évaluations quantitatives sur des données réelles incluant 30 images pour la segmentation et 23 séquences pour le recalage.

Mots Clefs : Recalage 3D/2D ; Artères coronaires ;

Deformable registration between 3D static cardiac CTA and 2D+t dynamic coronary angiography

Abstract :

Coronary angioplasty is an X-ray guided intervention, which aims at recovering the diameter of coronary vessels when the accumulation of fat in the vessel wall reduced it. During this procedure, a guide-wire is inserted in the blood vessel located at the wrist or groin. This guide-wire brings into the pathologic vessel a balloon at the level of the fat accumulation, thanks to a previous contrast injection which highlights the lesion. The balloon is inflated and very frequently a thin mesh tube of metallic wires (stent), which is wrapped around the balloon, is then expanded during the balloon inflation. The procedure could benefit from additional information on the nature of the inner wall, available on 3D CT scan. The aim of the thesis is to propose a dynamic registration to superimpose this 3D information onto the intraoperative 2D angiographic sequence, by deforming the 3D model so that it can follow the cardiac motion captured thanks to the angiographic images. We introduce a segmentation algorithm able to automatically segment the main vessels of the angiographic images. Then, we present a tracking approach of the 3D pathologic vessel in a 2D+t sequence combining pairings and the deformation of a spline curve. Finally, we describe the extension to the 3D vascular tree tracking represented by a tree, whose edges are spline curves, in a 2D+t sequence. We favored approaches that are applicable to a single angiographic projection, which is well adapted to the usual process of clinical procedures. All the proposed methods have been tested on real data, consisting of 30 angiographic images for the segmentation algorithm and 23 angiographic sequences for the registration algorithms.

Key Words : 3D/2D registration ; Coronary vessels ;

Table des matières

Table des figures	x
Table des tableaux	xi
1 Contexte clinique	7
1.1 Anatomie : cœur, coronaires, parois	7
1.2 Pathologie : athérosclérose	9
1.3 Traitement : intervention coronarienne percutanée	10
1.3.1 Diagnostic	10
1.3.2 Traitement	11
1.4 Techniques d'imagerie : angiographies 2D, angiographies 3D	12
1.4.1 Angiographies 2D	13
1.4.1.1 Principe	13
1.4.1.2 Le C-arm	14
1.4.2 Angiographies 3D	16
1.4.2.1 Principe	16
1.4.3 Scanner 3D	17
1.4.4 Complémentarité des modalités	18
1.5 Conclusion	19
2 Etat de l'art	21
2.1 Segmentation d'un réseau vasculaire	21
2.1.1 Introduction	22
2.1.2 Classification rapide des méthodes	22
2.1.2.1 Rehaussement des vaisseaux	22
2.1.2.2 Extraction des lignes centrales	24
2.1.3 Méthodes basées géométrie différentielle	25
2.1.4 Conclusion	28
2.2 Recalage	28

2.2.1	Introduction	28
2.2.2	Primitive iconique	31
2.2.3	Primitive géométrique	32
2.2.4	Transformations	33
2.2.4.1	Linéaire	34
2.2.4.2	Non-linéaire	34
2.2.5	Conclusion	35
3	Détection des artères coronaires	37
3.1	Introduction	38
3.2	Application context and motivations	40
3.3	Method	42
3.3.1	Recall on Hessian-based methods	42
3.3.2	Projected vessel model	44
3.3.2.1	Experimental study on the projected vessel model	45
3.3.2.2	Discussion	47
3.3.3	X-ray projection dedicated method	49
3.3.3.1	Filtering	49
3.3.3.2	Valued centerlines	50
3.3.3.3	Centerline-based hysteresis-like thresholding	51
3.4	Experiments and results	53
3.4.1	Data description	53
3.4.2	Threshold calculation	54
3.4.3	Ground truth and quality measures	54
3.4.4	Parameters	55
3.4.5	Results	56
3.5	Discussion and conclusion	59
4	Suivi temporel 3D du vaisseau d'intérêt dans les projections rayons X de coronaires	61
4.1	Introduction	64
4.2	Method	65
4.2.1	Problem modeling	65
4.2.1.1	Data attachment term	66
4.2.1.2	Regularization term	67
4.2.1.3	Energy minimization	68
4.3	Performance evaluations	68
4.3.1	2D curve distance	68
4.3.2	Shape preservation	69
4.3.3	Landmark tracking	69
4.4	Results	70
4.4.1	2D curve distance	70
4.4.2	Shape preservation	72
4.4.3	Landmark tracking	73
4.5	Discussion and conclusion	73

5	Suivi temporel 3D de l'arbre coronaire dans les projections rayons	75
	X	75
5.1	Introduction	75
5.2	Méthode	76
5.2.1	Transformation rigide initiale: T^1	77
5.2.1.1	Fonction de similarité entre deux courbes	77
5.2.1.2	Calcul de la transformation rigide	79
5.2.2	Modélisation de l'arbre-spline	79
5.2.3	Transformation de l'arbre-spline	80
5.2.3.1	Terme d'attache aux données	80
5.2.3.2	Terme de régularisation	81
5.2.3.3	Minimisation de l'énergie	82
5.3	Évaluations	85
5.3.1	Préservation de la forme	85
5.3.2	Suivi de point	85
5.4	Résultats	86
5.4.1	Préservation de forme	86
5.4.1.1	Préservation de forme: pf	86
5.4.1.2	Préservation de forme: pf^{cl}	88
5.4.1.3	Comparaison de pf et pf^{cl}	89
5.4.2	Suivi de point	89
5.5	Conclusion	90
6	Complément	93
6.1	Introduction	93
6.2	Fréchet pondéré	94
6.2.1	Formulation de la fonction d'appariements	94
6.3	Expériences synthétiques	96
6.3.0.1	Choix du paramètre γ	97
6.3.0.2	Expériences sur la phase	98
6.3.0.3	Expériences sur l'amplitude	98
6.3.0.4	Expériences sur la période	99
6.4	Paramètres de déformation	101
6.4.1	Construction d'un vaisseau 3D réaliste	101
6.4.2	Modélisation du vaisseau par la spline	102
6.4.3	Préservation de la longueur de la spline	103
6.4.4	Qualité de la déformation de la spline	104
6.5	Arbre-spline	106
6.6	Conclusion	107
7	Conclusion et perspectives	109
7.1	Contributions	110
7.1.1	Segmentation des vaisseaux	110
7.1.2	Recalage de vaisseaux coronaires	112
7.2	Perspectives	113
7.2.1	Perspectives applicatives : extension à d'autres anatomies	113
7.2.1.1	Segmentation des vaisseaux pour d'autres anatomies	113

7.2.1.2	Recalage de vaisseaux pour d'autres anatomies	113
7.2.2	Perspectives méthodologiques	114
7.2.2.1	Segmentation des vaisseaux	114
7.2.2.2	Recalage de vaisseaux	114
7.2.2.3	Intégration au déroulement des procédures	116
A	Annexe	119
A.1	Construction arbre 3D	119
A.2	Construction graphe 2D	121
	Bibliographie	125

Table des figures

1	Image de stent, source : https://cardiovascularnews.com	2
2	Une image angiographique de vaisseaux coronaires.	3
3	Schéma d'un C-arm IGS-730 (General Electric) repris du travail de (Reshef, 2018).	3
4	Photo d'un IGS-520 pendant une angioplastie avec sur la droite l'écran où les médecins peuvent visualiser les vaisseaux en temps réel, source : http://www3.gehealthcare.ca/fr-ca/products/categories/surgical_imaging/c-arm_cardiovascular_procedures	4
5	Illustration de l'interface de <i>Volume Viewer</i> (application de GE Healthcare) pour la visualisation des coronaires reprise du travail de (Benseghir, Malandain, & Vaillant, 2015a). En ordre de lecture est présenté : le volume 3D final (calculé grâce à l'application), une coupe coronale, une coupe axiale, une coupe sagittale.	4
6	Scanner CT révolution de GE Healthcare, source : http://www.medicaexpo.fr/prod/ge-healthcare/product-70717-647285.html	5
7	Scanner CT révolution de GE Healthcare, pendant l'acquisition des images, source : http://www3.gehealthcare.fr/fr-fr/products/categories/scanner	5
1.1	Schéma simplifié du cœur, source : https://www.coeuretavc.ca	8
1.2	Schéma explicatif de la composition de la paroi des artères, extrait du site internet de la Fédération Française de Cardiologie.	9
1.3	Arthérosclérose, source : http://www.vasculaire-chirurgie.com	9
1.4	Image angiographique avec en zoom une sténose montrée par une flèche blanche.	11
1.5	Schéma simplifié d'une angioplastie avec pose d'un stent. De gauche à droite on peut voir : l'insertion du guide, le gonflement du ballon, le dégonflement du ballon et enfin le stent déployé. Source : http://www.cardiodac.net	11

1.6	Image de stent, source : https://cardiovascularnews.com	12
1.7	Deux images angiographique montrant la même anatomie, avant (a) et après (b) injection de contraste.	13
1.8	Deux images angiographique montrant la même anatomie, avant (a) et après (b) l'angioplastie. Celle-ci va traiter la thrombose du vaisseau de gauche qui va apparaître dans (b).	13
1.9	Photo d'un IGS-520 (General Electric) avec sur la gauche le système d'acquisition, au centre la table où l'on place le patient et en arrière plan l'écran où les médecins peuvent visualiser les vaisseaux pendant l'intervention, source : https://www.dotmed.com	14
1.10	Schéma d'un C-arm IGS-730 (General Electric) repris du travail de (Reshef, 2018)	15
1.11	Illustration de l'interface de <i>Volume Viewer</i> (application de GE Healthcare) pour la visualisation des coronaires reprise du travail de (Benseghir et al., 2015a). En ordre de lecture est présenté : le volume 3D final (calculé grâce à l'application), une coupe coronale, une coupe axiale, une coupe sagittale.	16
1.12	Scanner CT révolution de GE Healthcare, source : http://www.medicalexpo.fr/prod/ge-healthcare/product-70717-647285.html	17
1.13	Tableau récapitulatif des différences entre les images du scanner CT et les angiographies 2D.	18
3.1	(a) One angiographic image with ribs, diaphragm and pericardium particularly visible respectively on the upper right part (purple arrows), the bottom part (orange arrows), and upper left part (yellow arrows). (b) One angiographic image in a spider view. . . .	41
3.2	(a) Schema of the vessel profile acquisition, with \mathcal{V} the vessel, \mathcal{B} the background and x a point on detector. (b) Analytic vessel profile, $r = 12$, and $x_0 = 0$	45
3.3	(a) $\lambda_{\sigma,2}$ at various σ for a vessel of radius 12, with $\gamma = 1$. (b) The maximal $\lambda_{\hat{\sigma}_{\mathcal{F}},2}$ at the vessel center with respect to detection scale for various vessel radii. (c) The true vessel radius with respect to the detection scale. (d) $\lambda_{\sigma,2}$ at various σ for a vessel of radius 12, with $\gamma = 0.5$	46
3.4	(a) Distance from the vessel center to the maximum of first derivative with respect to the optimal detection scale. (b) $R_{\sigma,\mathcal{K}}$ at various σ for a vessel of radius 12, with $\gamma = 1$. (c) Correlation of $\max_{\sigma} R_{\sigma,\mathcal{K}} = R_{\hat{\sigma}_{\mathcal{K}},\mathcal{K}}$ at the vessel center with respect to detection scale $\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}$ for various vessel radii. (d) Correlation of the true vessel radius with the detection scale.	48
3.5	(a) ROI of an angiographic image. (b) ROI of an angiographic image with in overlay the Krissian's filter optimal scale values at every maxima localization computed after applying NMS on Krissian's filter responses. (c) ROI of an angiographic image with in overlay the Frangi's filter optimal scale values at every maxima localization computed after applying NMS on Frangi's filter responses.	49

3.6	(a) An angiographic image with in overlay (red) one vessel. (b) Maxima of Frangi’s filter responses with in overlay the same vessel. (c) Responses of Krissian’s filter (blue) and the proposed filter (orange) along the vessel’s maxima, from proximal to distal.	50
3.7	Two centerlines with e_1 and e_2 the extremities, d the Euclidean distance between them, \vec{t}_1 and \vec{t}_2 the local tangents on their extremities, $e_1' = e_1 + d\vec{t}_1$ and $e_2' = e_2 + d\vec{t}_2$ two added points, and r_1 and r_2 the radius for which the two extremities have been detected.	52
3.8	(a) a Angiographic image within overlay the \mathcal{V}_{high} set (in red). (b) Angiographic image with in overlay the \mathcal{V}_{high} set (in red) and its expansion (in green).	52
3.9	Three angiographic images, from different patients, taken with various kVp.	53
3.10	(a) The curve depicts the iodine measure in function of the amount of kVp. (b) The curve depicts the chosen values of the first threshold t_{high} for each kVp, the blue points are the data points and the green curve is the approximate curve.	54
3.11	An angiographic image with in blue, the centerlines of mandatory vessels, \mathcal{P}_{mw}^{gt} and in red, the centerlines of optional vessels \mathcal{P}_{ov}^{gt}	55
3.12	(a) The sensitivity and the precision of the proposed filtering with the centerline-based hysteresis-like thresholding with thresholds issued from the calibration study (CCHT). (b) The precision with centerline-based hysteresis-like thresholding with optimal thresholds (OCHT) of the proposed filtering, Frangi filtering and Krissian filtering. (c) The precision with the classical (i.e. pixel-based) hysteresis thresholding with optimal thresholds (OPHT) of the proposed filtering, Frangi filtering and Krissian filtering.	57
3.13	The obtained results of the different methods on a right coronary sample (first line), and left coronary sample (second line). From left to right: the original image, the result of Frangi (OPHT), the result of Krissian (OPHT), and the result of the proposed method (CCHT). The two first methods were tuned to obtain the same sensitivity than the third one.	58
3.14	The obtained result of the method on a non-injected frame. The segmentation retains the catheter and another structure which is also very similar to a catheter. Both are visually very similar to vessels. In addition, some other structures spread in the pulmonary area are also selected. This case is the worst of the 30 test cases, i.e. the one with the largest amount of non-relevant detected structures.	58
4.1	Schema of principal steps of the registration algorithm.	63
4.2	The figure depicts pairings (blue) between projected 3D vessel c (magenta) and 2D vessels v (red), as observed locally on a case. On the left the parings are made with Fréchet, on the right with weighted Fréchet. Pairings are more regular with weighted Fréchet.	68

4.3	Variation of the 3D length of a vessel depending on the β parameter, expressed as a percentage of the initial 3D length.	71
4.4	Tracking results for one patient over one cardiac cycle. The yellow curve represents the projected 3D vessel, the blue cross represents the point tracked as the bifurcation, and the white arrow designs the bifurcation as marked by an experienced reader. Those images come from a 20 frames sequence. This figure shows the frames 1, 5, 9, 13, 17, 20, from left to right, up and down.	71
4.5	Tracking results for a second patient. Same conventions than in Fig. 4.4	72
4.6	The 2D curve distance measure (cd , see Eq. 4.6), for the ten cases. The values are plotted for the 20 successive frames of the selected sub-sequence.	72
5.1	Schéma illustratif de l'extraction des données.	76
5.2	Exemple d'appariements de Fréchet entre deux courbes issu de (Benseghir et al., 2015a).	78
5.3	Appariements (vert) entre les points projetés du vaisseau 3D s_1 (bleu) et les points du vaisseau 2D s_2 (rouge), pour un cas donné. A gauche la méthode de Fréchet, à droite la méthode de Fréchet pondéré.	82
5.4	Schéma illustratif des principales étapes de la méthode de suivi des vaisseaux.	82
5.5	(a) Une image angiographique. (b) L'arbre 3D projeté après translation manuelle sur la racine 2D. (c) L'arbre 3D projeté où l'on a appliqué en plus une transformation rigide calculée par l'algorithme issu de (Benseghir et al., 2015a). (d) L'arbre 3D projeté où l'on a appliqué en plus une transformation non-rigide calculée par la méthode décrite dans ce chapitre.	83
5.6	(a) Une image angiographique. (b) L'arbre 3D projeté après déformation issue de la trame précédente (cf figure 5.5). (c) L'arbre 3D projeté où l'on a appliqué en plus une transformation dans le plan. (d) L'arbre 3D projeté où l'on a appliqué en plus une transformation non-rigide calculée par la méthode décrite dans ce chapitre. L'application de la transformation non-rigide permet dans (d) de coller beaucoup les courbes aux vaisseaux que dans (c).	84
5.7	Schéma illustratif de l'évaluation "préservation de la forme".	86
5.8	Résultats du suivi temporel pour quatre séquences cliniques (un par ligne) sur un cycle cardiaque, au début, au milieu et à la fin de la séquence extraite (de gauche à droite). Les courbes jaunes représentent la projection de l'arbre 3D déformé et la courbe rouge le vaisseau d'intérêt. Dans l'approche M_t , il n'y a pas de rôle particulier explicite pour ce dernier par rapport aux autres vaisseaux.	87
5.9	Résultats de la mesure de préservation de forme (pf) pour l allant de 1 à 10 mm, avec en (a) les résultats obtenus avec M_v , et en (b) avec la méthode M_t	88

5.10	Résultats de la mesure de préservation de forme (pf^{cl}) pour l allant de 1 à 10 mm, avec en (a) les résultats obtenus avec M_v , et en (b) avec M_t	88
5.11	Résultats de la mesure de préservation de forme pour les deux méthodes (M_v en orange et M_t en vert) pour $l = 5$ mm. En (a) la mesure présentée est pf en (b) pf^{cl}	89
5.12	Résultats de la mesure de suivi de point pour la méthode M_v en rouge et la méthode M_t en bleu.	90
5.13	Exemple de cas de glissement, avec en vert le vaisseau d'intérêt après son premier recalage sur la première trame et en bleu ce même vaisseau d'intérêt après un aller et retour sur la séquence entière, comme décrit dans la section 5.3.1.	91
6.1	3 exemples de vaisseaux, du moins au plus tortueux, de la gauche vers la droite.	96
6.2	Courbes synthétiques représentant les différents niveaux de tortuosité observés sur les vaisseaux.	97
6.3	Exemple de résultats d'appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre deux courbes à des phases différentes, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_1, \beta_1, \frac{\pi}{2})$ (rouge).	97
6.4	Résultats du score $score(A')$ en ordonnée, pour γ allant de 0 à 1 en abscisse, pour les deux courbes $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha_1, \beta_1, \frac{\pi}{2})$, dont la phase diffère.	98
6.5	Exemple de résultats d'appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre des courbes dont la phase diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_1, \beta_1, \pi)$ (rouge).	98
6.6	Résultats des scores $score(A)$ (bleu) et $score(A')$ (rouge) entre $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha_1, \beta_1, \phi)$ en ordonnée, pour ϕ (la phase) variant de $-\pi$ à π en abscisse.	99
6.7	Résultats des scores $score(A)$ (bleu) et $score(A')$ (rouge), entre deux courbes dont l'amplitude diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha, \beta_1, 0)$ en ordonnée, pour α (l'amplitude) variant de α_3 à α_1 en abscisse.	99
6.8	Exemple de résultats d'appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre deux courbes dont l'amplitude diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_2, \beta_1, 0)$ (rouge).	100
6.9	Exemple de résultats d'appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre deux courbes dont l'amplitude diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_2, \beta_1, 0)$ (rouge).	100
6.10	Résultats des scores $score(A)$ et $score(A')$, entre deux courbes dont la période diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha_2, \beta, 0)$ en ordonnée, pour β (la période) variant de β_1 à β_2 en abscisse.	100
6.11	Exemple de résultats d'appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre deux courbes dont la période diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_1, \beta_2, 0)$ (rouge).	101

6.12	Appariements (bleu) entre les points projetés du vaisseau 3D s_1 (bleu) et les points du vaisseau 2D s_2 (rouge), pour un cas donné. A gauche la méthode de Fréchet, à droite la méthode de Fréchet pondéré.	101
6.13	Courbe S_1 projetée (en vert), après transformation rigide sur un vaisseau 3D (V) (en bleu), sur une image angiographique.	102
6.14	Courbe de distance entre S_1 et $C_{\mathcal{P}}(n)$, avec en ordonnée, la distance moyenne entre les deux courbes, et en abscisse $\frac{n^{S_1}}{n}$, avec n^{S_1} le nombre de points appartenant à S_1 et n le nombre de points de contrôle.	103
6.15	Courbes S_1 et S_2 , respectivement en vert et rouge, projetées sur une image angiographique, avant (a) et après (b) rotation de S_2	104
6.16	Variation de longueur s_{var} entre la courbe de départ S_1 et la spline déformée C' en ordonnée, suivant le paramètre de contrainte de longueur β en abscisse.	104
6.17	Distance moyenne entre C' et S_2 en ordonnée, avec en (a), $\frac{n^{S_1}}{n} = 5$ et β qui varie de 0 à 100 en abscisse, et en (b) $\beta = 20$ et $\frac{n^{S_1}}{n}$ qui varie de 2 à 5 en abscisse.	105
6.18	S_1 (en vert), S_2 (en rouge), et C' en orange sous deux différentes vues.	106
7.1	(a) Exemple d'extraction de lignes centrales d'une coronaire droite, avec un défaut au niveau du bord du diaphragme (entouré en blanc). (b) Schéma montrant l'échelle du vaisseau (σ_v) et l'échelle du bord du diaphragme (σ_d), cette dernière étant celle retenue par Frangi.	115
A.1	Différentes étapes de segmentation des coronaires par <i>Auto-Coronary-Analysis</i> . (a) coupes issues de scanner, (b) première segmentation du cœur et des artères coronaires, (c) résultat de la croissance de région.	120
A.2	Lignes centrales de l'arbre 3D sous 3 angulations	120
A.3	Lignes centrales de l'arbre 3D avec une couleur par arête.	121
A.4	(a) exemple de résultat obtenu grâce à la méthode présentée dans le chapitre 3, avec en vert les lignes centrales obtenues et dans les cercles blancs des déconnexions. (b) Le même exemple après l'étape de reconnexion, avec en rouge les reconnexions ajoutées.	121
A.5	Procédure de reconnexion des bifurcations, issue de (Benseghir et al., 2015a). La zone de recherche est représentée en orange et est basée sur le vecteur tangent de l'extrémité de la ligne centrale représenté en bleu.	123

Liste des tableaux

2.1	Types de structures suivant les valeurs propres de la matrice hessienne.	26
3.1	Data characteristics.	53
4.1	Results in millimeters of the 3 methods for shape preservation and landmark tracking evaluations on 10 vessels from 5 patients. *WLC = Without Length Constraint	73

Introduction

Selon l’OMS (Organisation Mondiale de la Santé), les maladies cardiovasculaires sont responsables de plus de 30% de la mortalité, soit la principale cause de décès au monde (OMS, 2017).

Souvent associées à la vieillesse, les maladies cardio-vasculaires tuent partout dans le monde à un rythme sans cesse croissant et sont en France la deuxième cause de décès chez l’homme et la première chez la femme. Aucun âge n’est épargné du fait de l’augmentation des facteurs de risques que sont le tabac, le stress, le surpoids ou encore la sédentarité (FRCV, 2014).

Les pathologies concernées sont les valvulopathies, l’insuffisance cardiaque et l’ischémie myocardique. La dernière, qui a pour conséquence de perturber l’irrigation sanguine du muscle cardiaque, a pour principale cause l’athérosclérose.

L’athérosclérose se manifeste par une accumulation de corps gras, au sein de la paroi des artères coronaires, qui sont les artères qui alimentent en sang le muscle cardiaque. En cas de rétrécissement de la lumière artérielle on parlera de sténose. A terme, cette accumulation peut entraîner la lésion de la paroi artérielle (sclérose), conduire à l’obstruction du vaisseau (thrombose) avec pour conséquence la privation de sang oxygéné pour le cœur.

Des approches thérapeutiques existent et sont proposées aux patients par les équipes cliniques. Une première ligne de traitement est de combiner des recommandations sur l’activité physique et l’alimentation avec des approches médicamenteuses. Une seconde ligne, qui est mise en œuvre quand la pathologie est installée et en particulier lorsqu’elle devient symptomatique (angine de poitrine, infarctus du myocarde, etc.) est l’angioplastie coronaire.

L’angioplastie nécessite une anesthésie locale et est réalisée dans une salle de cardiologie interventionnelle. Dans une première étape de la procédure, le réseau coronaire est visualisé en injectant un produit de contraste sélectivement à l’ostium des artères coronaires. Cette étape permet la localisation et la caractérisation de l’existence d’une zone de diamètre rétrécie. Dans une seconde étape, un guide est introduit à partir d’une artère située au poignet (artère radiale) ou au niveau de l’aîne (artère fémorale). La technique consiste alors à amener, dans l’artère ma-

lade, un petit ballonnet gonflable au niveau de la zone rétrécie. Une fois gonflé, le ballon écrase l'accumulation de corps gras et agrandit le diamètre de l'artère. Dans 90% des cas, pour éviter les récives, cette intervention est complétée par la pose d'un stent (figure 1). Il s'agit d'un petit dispositif tubulaire en maille métallique qui est placé dans l'artère afin de la maintenir dilatée.



FIGURE 1 – Image de stent, source : <https://cardiovascularnews.com>.

Au vu de la complexité du réseau vasculaire du corps humain, il va de soi que les médecins ont besoin de se repérer. C'est pour cela que pendant l'intervention ils vont avoir accès aux images des vaisseaux en temps réel, des angiographies 2D (figure 2), acquises par un C-arm (figures 3 et 4). Ils peuvent aussi, dans un certain nombre de situations cliniques, disposer ou vouloir disposer d'images volumiques (figure 5) issues d'un scanner CT (figure 6 et 7), d'autant plus que l'utilisation des scanners CT dans le diagnostic ne cesse d'augmenter. Pour des situations cliniques complexes et en particulier en présence d'artères complètement occluses, un tel scanner peut aussi avoir une valeur tout à fait intéressante.

Les images issues du scanner CT et du C-arm fournissent des informations complémentaires. Les premières ont l'avantage d'être en 3D, de montrer l'ensemble des vaisseaux (même en cas de thrombose), et d'avoir un meilleur contraste. Les secondes sont en temps réel et sont essentielles aux médecins pendant l'angioplastie car elles permettent la navigation du guide dans les vaisseaux.

Cette complémentarité a inspiré cette thèse, qui se place dans la continuité des travaux de (Benseghir et al., 2015a), c'est-à-dire la fusion de ces deux modalités.

On appelle ici fusion, le recalage de l'image scanner sur la séquence angiographique pendant l'intervention. Cette fusion permettra de faciliter la navigation du guide en apportant la perception 3D qui manque. Elle pourra aussi faciliter la pose du stent en indiquant précisément sa position au sein du vaisseau sur l'ensemble des trames.

Afin de rendre cela possible, nous avons tout d'abord analysé le contexte anatomique/clinique, dans le chapitre 1, pour se rendre compte des enjeux et préciser le contexte applicatif dans lequel notre travail doit se positionner.

Nous avons opté assez rapidement pour un recalage basé primitive en prenant

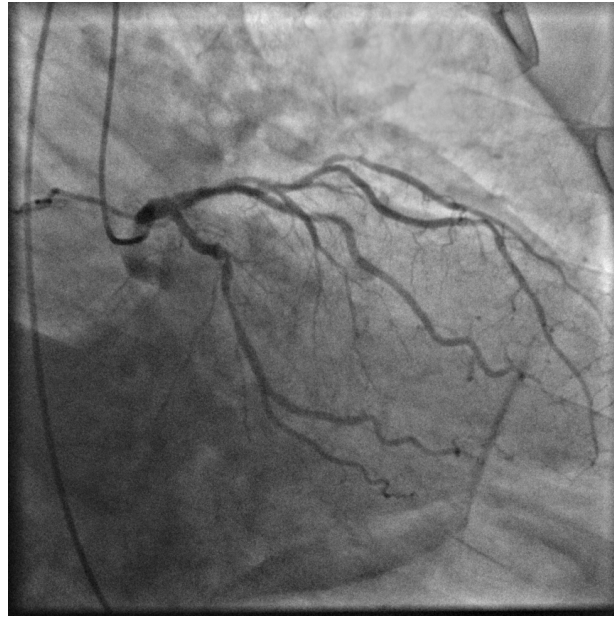


FIGURE 2 – Une image angiographique de vaisseaux coronaires.

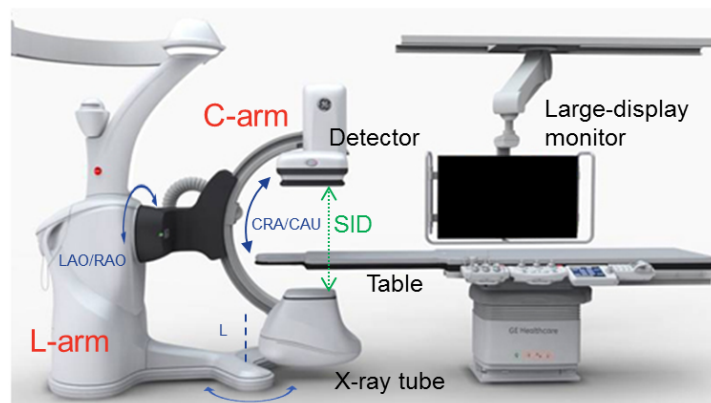


FIGURE 3 – Schéma d'un C-arm IGS-730 (General Electric) repris du travail de (Reshef, 2018).

comme primitives les lignes centrales des vaisseaux. En conséquence, nous avons porté notre attention sur les algorithmes de segmentation des vaisseaux dans les angiographies. Dans le chapitre 2 de l'état de l'art, un point sur les méthodes de segmentation et de recalage est effectué.

Dans la même logique, le chapitre 3 est entièrement dédié à l'étape de segmentation. Dans ce chapitre, nous sommes partis d'un constat. Les images angiographiques sont généralement rehaussées, avant l'extraction des lignes centrales, par des méthodes basées hessienne. Celles-ci ont été pensées pour les images de vaisseaux 3D, et sont appliquées en 2D par une simple transformation des formules afin de réduire la dimensionnalité. Cependant, nous avons démontré, grâce



FIGURE 4 – Photo d'un IGS-520 pendant une angioplastie avec sur la droite l'écran où les médecins peuvent visualiser les vaisseaux en temps réel, source : http://www3.gehealthcare.ca/fr-ca/products/categories/surgical_imaging/c-arm.cardiovascular.procedures.

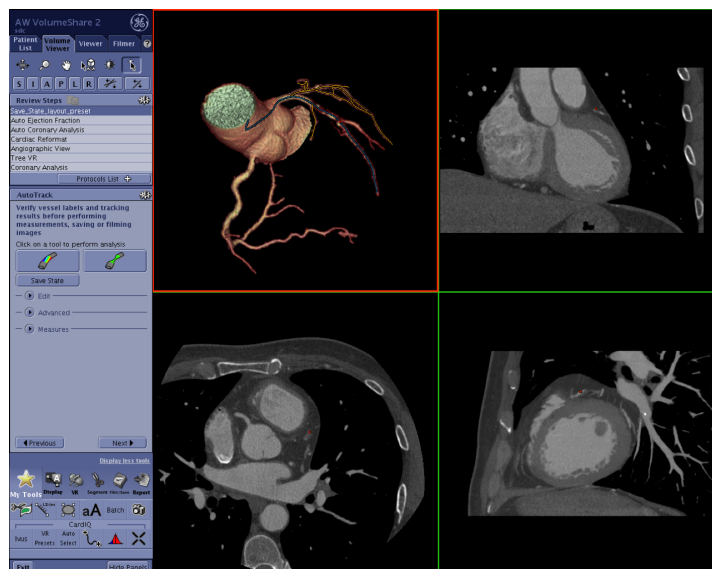


FIGURE 5 – Illustration de l'interface de *Volume Viewer* (application de GE Healthcare) pour la visualisation des coronaires reprise du travail de (Benseghir et al., 2015a). En ordre de lecture est présenté : le volume 3D final (calculé grâce à l'application), une coupe coronale, une coupe axiale, une coupe sagittale.

à un modèle de vaisseau analytique, que la propriété de rehaussement uniforme des vaisseaux, de certaines de ces méthodes, n'était plus vérifiée en 2D. La cause est l'effet de projection, et sera analysée plus amplement dans ce chapitre. Fort de ce constat, nous avons cherché à adapter les fonctions de rehaussement usuelles, pour obtenir une nouvelle fonction ayant la propriété de donner des réponses uniformes quel que soit le diamètre des vaisseaux.

Ce chapitre est suivi des chapitres 4 et 5 qui traitent tous les deux du recalage



FIGURE 6 – Scanner CT révolution de GE Healthcare, source : <http://www.medicaexpo.fr/prod/ge-healthcare/product-70717-647285.html>.



FIGURE 7 – Scanner CT révolution de GE Healthcare, pendant l'acquisition des images, source : <http://www3.gehealthcare.fr/fr-fr/products/categories/scanner>.

dans des configurations de complexité croissante.

Pour le premier, le recalage se limite à celui du vaisseau d'intérêt, c'est-à-dire le vaisseau traité pendant l'intervention. Le choix de se concentrer sur le recalage d'un unique vaisseau permet de tester dans un premier temps, l'algorithme

sur une structure plus simple que l'arbre, une courbe. L'autre motivation est aussi clinique : les opérateurs cliniques choisissent la position la plus favorable de l'arceau pour observer ce vaisseau. Cette position limite les possibles raccourcissements projectifs et superpositions avec les autres vaisseaux. C'est aussi au sein de ce vaisseau que les médecins auront besoin d'information de localisation de la sténose. L'algorithme commence par l'extraction de la courbe qui correspond au vaisseau d'intérêt de l'image scanner grâce à une segmentation préalablement établie, ainsi que l'extraction des graphes de la séquences d'images angiographiques. La courbe est ensuite modélisée par une courbe spline. A partir de ces deux structures, nous effectuons notre algorithme de recalage pour chaque trame. L'algorithme est constitué de manière classique, d'une étape d'appariements suivi d'une étape de déformation de la spline effectuée grâce à une descente de gradient, le tout répété jusqu'à convergence.

Dans le chapitre 5 nous nous attaquons au recalage de l'arbre entier. Les étapes de l'algorithme suivent celles établies lors du chapitre 4. Ce qui a été ajouté est la modélisation de l'arbre par un arbre-spline, déjà proposé par (Shechter, Devernay, Coste-Maniere, & McVeigh, 2002), essentielle pour préserver la connexité des vaisseaux et une technique d'appariements qui préserve la topologie de l'arbre 3D comme dans les travaux de (Benseghir et al., 2015a), où ce choix de méthode a fait ses preuves.

Le chapitre 6 regroupe toutes les expériences complémentaires effectuées pour justifier de certains choix de méthodes et de paramètres.

Enfin, le chapitre 7 conclut sur l'ensemble de nos méthodes et de nos résultats, et décrit les perspectives de notre travail.

Contexte clinique

Contents

1.1 Anatomie : cœur, coronaires, parois	7
1.2 Pathologie : athérosclérose	9
1.3 Traitement : intervention coronarienne percutanée .	10
1.3.1 Diagnostic	10
1.3.2 Traitement	11
1.4 Techniques d'imagerie : angiographies 2D, angiographies 3D	12
1.4.1 Angiographies 2D	13
1.4.1.1 Principe	13
1.4.1.2 Le C-arm	14
1.4.2 Angiographies 3D	16
1.4.2.1 Principe	16
1.4.3 Scanner 3D	17
1.4.4 Complémentarité des modalités	18
1.5 Conclusion	19

Cette section a pour objectif de familiariser le lecteur avec l'enjeu médical des travaux de cette thèse. Le lecteur y trouvera une brève description de l'anatomie, de l'intervention, et des modalités d'imagerie associées. Pour plus de détails, il peut se référer au travail de ([Benseghir et al., 2015a](#)) qui rentre dans le cadre du même contexte clinique.

1.1 Anatomie : cœur, coronaires, parois

Avant de parler de l'intervention et des images utilisées, il est nécessaire de se familiariser avec l'anatomie du cœur et des vaisseaux.

Le cœur est un muscle dont la taille est d'environ 1,5 fois la taille d'un poing fermé. Il est composé de quatre parties (voir figure 1.1), appelées les chambres. On

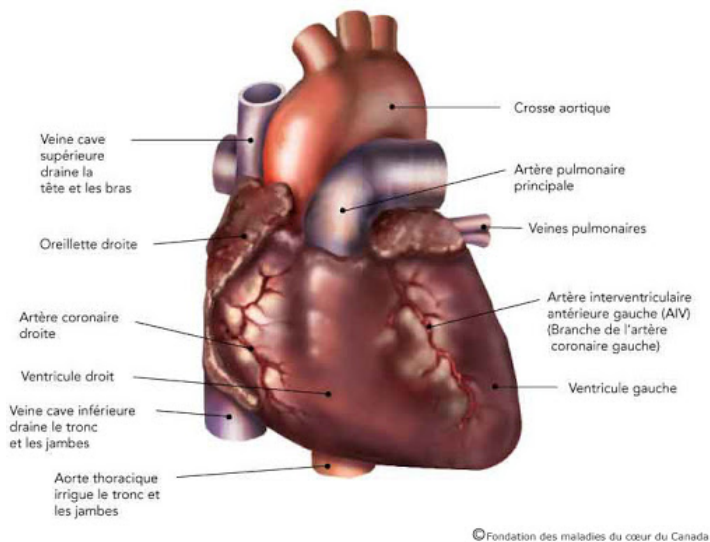


FIGURE 1.1 – Schéma simplifié du cœur, source : <https://www.coeurotavc.ca>.

appelle les deux chambres supérieures (du haut) les oreillettes, et les chambres inférieures (du bas) les ventricules. Les chambres communiquent entre elles au moyen de valves, qui s'ouvrent et se referment.

Une paroi musculaire appelée septum sépare les côtés droit et gauche du cœur.

Le côté droit du cœur, où se trouvent l'oreillette et le ventricule droit, reçoit le sang appauvri en oxygène provenant du reste du corps et le renvoie dans les poumons.

Le côté gauche, où se trouvent l'oreillette et le ventricule gauche, reçoit le sang fraîchement oxygéné par les poumons et le renvoie dans le reste du corps.

C'est le cœur lui-même qui va faire circuler le sang dans le corps. Chacun de ses battements (environ 100000 par jour) permet de faire circuler le sang dans le réseau d'artères et de veines.

Cette circulation est essentielle car elle permet d'acheminer l'oxygène et les nutriments essentiels vers chaque cellule du corps et d'éliminer les déchets métaboliques et le dioxyde de carbone. Les artères distribuent le sang riche en oxygène provenant du cœur dans le corps. Les veines ramènent le sang pauvre en oxygène au cœur et aux poumons, et le cycle recommence.

Comme tous les autres muscles du corps, le cœur a besoin d'un approvisionnement en sang oxygéné pour fonctionner. Les artères coronaires assurent cet approvisionnement.

De par la disposition de ces vaisseaux, l'ensemble des coronaires est souvent nommé "arbre coronaire".

Les coronaires naissent à la base de l'artère aorte au niveau d'orifices appelés *ostium coronaire gauche* et *ostium coronaire droit*. L'arbre coronaire est divisé en deux branches, la coronaire droite et la coronaire gauche.

Des variations de l'importance relative des deux artères coronaires sont fréquentes. D'après (Amiel, Maseri, Petitier, & Vasile, 2012) la dominance droite est prévalente,

avec typiquement 70% de la population, contre 20% pour la dominance gauche et 10% pour les réseaux équilibrés.

Comme toutes les artères, leurs parois sont composées de trois tuniques : l'interne ou intima est directement en contact avec le sang, la média ou tunique musculaire est composée de fibres musculaires lisses qui permettent l'élasticité du vaisseau et enfin, l'adventice ou tunique externe composée de tissu conjonctif (voir figure 1.2). C'est au sein de ces parois que la pathologie de l'athérosclérose peut apparaître, celle-ci est expliquée dans la section suivante.

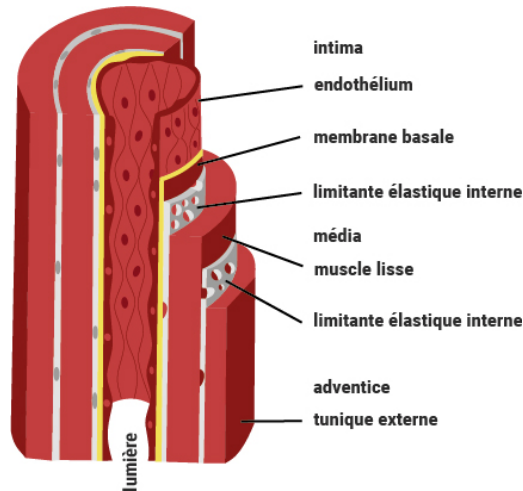


FIGURE 1.2 – Schéma explicatif de la composition de la paroi des artères, extrait du site internet de la Fédération Française de Cardiologie.

1.2 Pathologie : athérosclérose

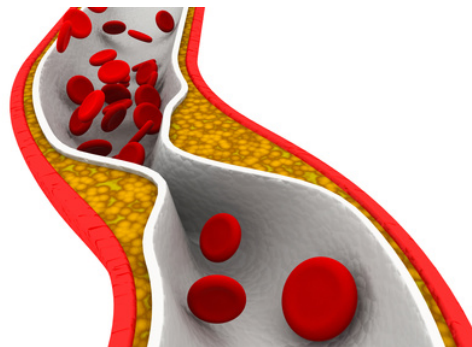


FIGURE 1.3 – Athérosclérose, source : <http://www.vasculaire-chirurgie.com>.

Selon l'OMS (Organisation Mondiale de la Santé), les maladies cardiovasculaires sont responsables de plus de 30% de la mortalité (OMS, 2017), soit la principale cause de décès au monde, et l'athérosclérose en est la cause principale. De ce fait, cette maladie constitue un réel enjeu de santé public.

Elle se manifeste par une accumulation de corps gras, appelé l'athérome. L'athérome va progressivement infiltrer l'intima puis la média (voir figure 1.2) avec un processus de calcification par dépôt de carbonate de calcium et de cristaux de cholestérol LDL. La figure 1.3 donne une représentation schématique simplifiée de cette accumulation au sein d'une artère.

En cas de rétrécissement de la lumière artérielle on parlera de sténose. A terme, ces plaques peuvent entraîner la lésion de la paroi artérielle (sclérose), conduire à l'obstruction du vaisseau (thrombose) avec pour conséquence la privation de sang oxygéné pour l'organe irrigué par cette artère, ou encore se rompre, avec des conséquences souvent dramatiques.

Toutes les artères du corps peuvent être atteintes mais surtout les artères de gros et de moyen calibre : l'aorte et les artères des membres, les carotides, les artères rénales, les artères coronaires, les artères digestives.

Dans le cas des artères coronaires, cette pathologie se traduit par un essoufflement anormal (insuffisance cardiaque), l'angine de poitrine, l'arythmie cardiaque, voire l'arrêt total du battement cardiaque.

L'athérosclérose est une maladie sous la dépendance de plusieurs facteurs. Certains ne peuvent pas être évités : âge, sexe, hérédité. D'autres, comme le tabagisme, l'hypertension artérielle, le diabète, la sédentarité ou l'obésité, peuvent l'être.

Il existe cependant des solutions pour cette pathologie potentiellement dramatique. La première ligne de solution employée est une modification du style de vie suivie, lorsque la maladie continue sa progression, d'une intervention thérapeutique, l'angioplastie décrite dans la section suivante.

1.3 Traitement : intervention coronarienne percutanée

Dans cette partie nous allons nous intéresser au diagnostic et au traitement de l'athérosclérose, plus particulièrement l'athérosclérose des coronaires.

1.3.1 Diagnostic

Si un ou plusieurs des symptômes décrits précédemment apparaissent, plusieurs examens sont effectués pour diagnostiquer cette pathologie. Il y aura tout d'abord un examen sanguin pour surveiller le dosage de certaines protéines présentes lors de l'asphyxie du myocarde. Puis le cas échéant, une exploration électrophysiologique qui permet d'identifier les troubles du rythme cardiaque. Si cette série d'examen n'a pas écarté la pathologie, le médecin a alors recours à l'imagerie médicale pour préciser son diagnostic. La modalité la plus largement employée est l'angiographie par rayons X.

Grâce à l'injection de produit de contraste dans les vaisseaux, ces derniers sont rendus visibles dans les images. Celles-ci étant des projections 2D, elles sont prises sous plusieurs angles afin d'observer l'arbre coronaire dans son ensemble.

Une fois les images acquises, la potentielle sténose est visible sur les images, elle se manifeste par un rétrécissement local du diamètre d'un vaisseau comme présenté dans la figure 1.4. Dans ce cas il faut passer à la phase de traitement.

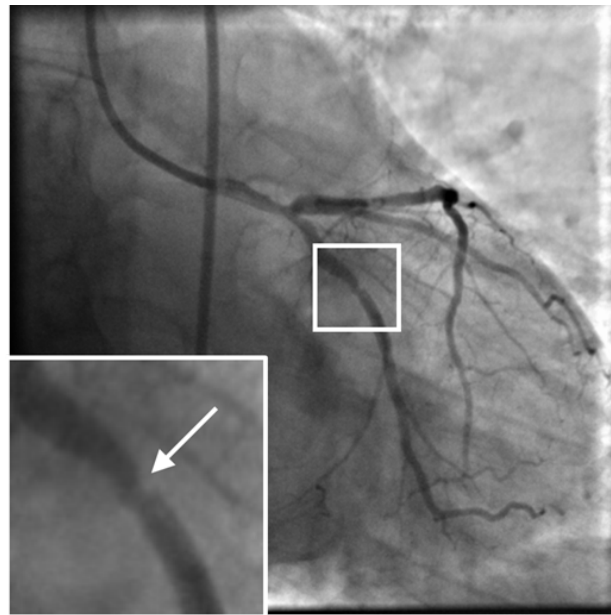


FIGURE 1.4 – Image angiographique avec en zoom une sténose montrée par une flèche blanche.

1.3.2 Traitement

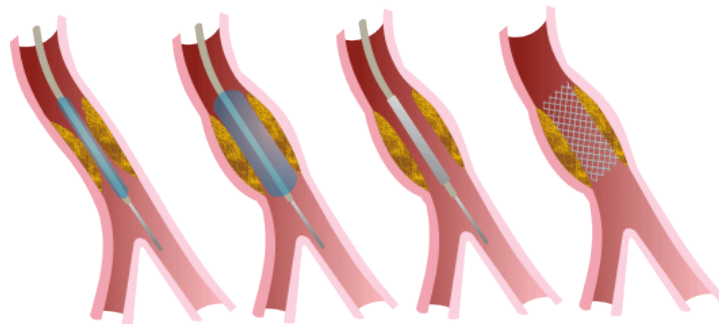


FIGURE 1.5 – Schéma simplifié d'une angioplastie avec pose d'un stent. De gauche à droite on peut voir : l'insertion du guide, le gonflement du ballon, le dégonflement du ballon et enfin le stent déployé. Source : <http://www.cardiodac.net>.

La prise de médicaments peut suffire à traiter les cas les plus légers de sténose. Dans le cas contraire les médecins vont pratiquer soit une intervention minimalement invasive appelée l'angioplastie, si l'obstruction n'est pas totale, soit un pontage coronarien, intervention beaucoup plus invasive que nous n'aborderons pas dans ce chapitre.

L'intervention est menée dans la suite immédiate du diagnostic.

Elle a pour but de redonner à la zone touchée du vaisseau son diamètre initial.

Dans certains cas, le médecin pourra commencer par l'acquisition d'une image scanner 3D des vaisseaux coronaires du patient, examen qui permet de caractériser la plaque d'athérome pour mieux se préparer à l'intervention d'angioplastie (pour



FIGURE 1.6 – Image de stent, source : <https://cardiovascularnews.com>.

plus de détails se référer à la section [1.4.3](#)).

L'angioplastie nécessite une anesthésie locale et est réalisée dans une salle de cardiologie interventionnelle. Le guide est introduit à partir d'une artère située au poignet (artère radiale) ou au niveau de l'aîne (artère fémorale). La technique consiste alors à amener, dans l'artère malade, un petit ballonnet gonflable au niveau de la zone rétrécie, bien identifiée par un produit de contraste injecté au préalable. Une fois gonflé, le ballon écrase la plaque d'athérome et agrandit le diamètre de l'artère.

Il est ensuite dégonflé pour rouvrir la voie de la circulation sanguine et rétablir le flux.

L'angioplastie (voir figure [1.5](#)) possède le défaut de laisser la voie libre à une nouvelle sténose. C'est pour cela que dans 90% des cas, cette intervention est complétée par la pose d'un stent (voir figure [1.6](#)). Il s'agit d'un petit dispositif tubulaire en maille métallique qui est placé dans l'artère afin de la maintenir dilatée. Son taux de succès est de 95% pour les lésions les plus simples et de 85% pour les plus complexes (chiffres issus de l'Inserm ([Inserm, 2014](#))).

Dans la section suivante nous allons entrer dans les détails des techniques d'imagerie utilisées qui permettent d'aider au diagnostic et à la navigation du guide dans les vaisseaux pendant l'intervention.

1.4 Techniques d'imagerie : angiographies 2D, angiographies 3D

Pendant l'angioplastie, les médecins ont besoin de naviguer dans les artères à l'aide d'un guide. Au vu de la complexité du réseau vasculaire du corps humain, il va de soi que les médecins ont besoin de se repérer. C'est pour cela que pendant l'intervention ils vont avoir accès aux images des vaisseaux en temps

réel, des angiographies 2D et potentiellement les images issus du scanner CT pré-interventionnel.

1.4.1 Angiographies 2D

1.4.1.1 Principe

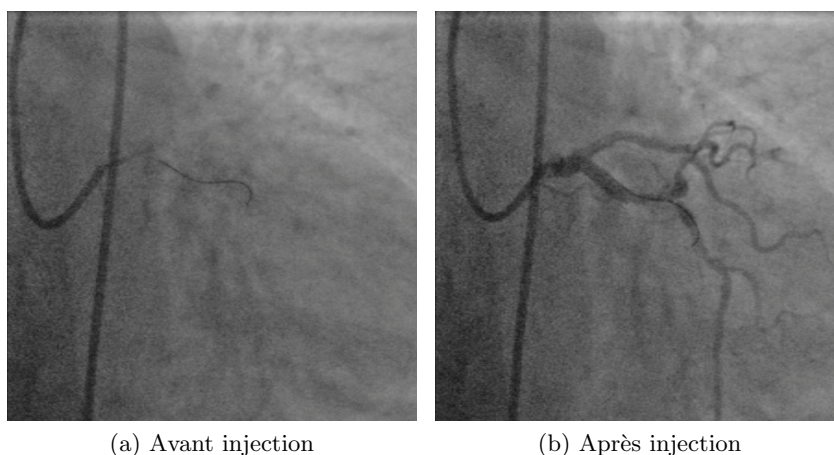


FIGURE 1.7 – Deux images angiographique montrant la même anatomie, avant (a) et après (b) injection de contraste.

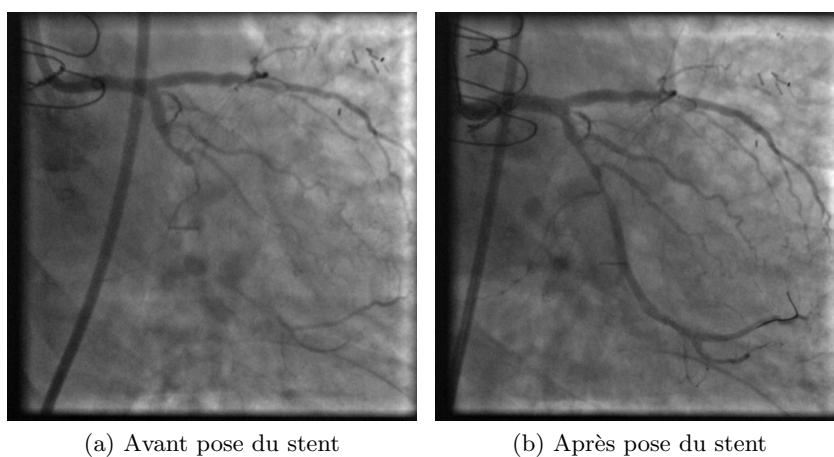


FIGURE 1.8 – Deux images angiographique montrant la même anatomie, avant (a) et après (b) l'angioplastie. Celle-ci va traiter la thrombose du vaisseau de gauche qui va apparaître dans (b).

L'angiographie 2D par rayons X est une modalité d'imagerie médicale qui permet l'observation des vaisseaux.

Les rayons X vont partir de la source, traverser le patient et arriver sur le détecteur. C'est le signal recueilli par le détecteur qui permettra d'obtenir l'image angiographique.

En effet, pendant la traversée du corps, les rayons X vont être plus ou moins absorbés par les matériaux rencontrés suivant leur densité. C'est cette différence de densité qui va permettre de différencier la nature des matériaux, car elle va entraîner une différence de signal recueilli par le détecteur.

Plus les rayons seront absorbés moins fort sera le signal à l'arrivée. Le corps humain est lui composé de tissus atténuant modérément les rayons X à l'exception des os. De ce fait, en l'état actuel, seul ces derniers vont pouvoir être différenciés du reste des tissus.

Pour rendre les vaisseaux radio-opaques on injecte un produit de contraste, contenant un composé ayant un noyau assez lourd, l'iode.

Pour les coronaires, le produit de contraste est amené à l'aide d'un cathéter à l'entrée du tronc coronaire, comme on peut le voir sur les images de la figure 1.7 où l'on observe une image angiographique avant et après injection de contraste. Cette technique permet la visualisation de l'ensemble des vaisseaux à condition que ces derniers ne soient pas totalement obstrués comme c'est le cas dans la figure 1.8.

Le système d'imagerie angiographique qui permet l'acquisition de ces images est dans notre cas le "C-arm", dont le fonctionnement sera détaillé dans la section suivante.

1.4.1.2 Le C-arm



FIGURE 1.9 – Photo d'un IGS-520 (General Electric) avec sur la gauche le système d'acquisition, au centre la table où l'on place le patient et en arrière plan l'écran où les médecins peuvent visualiser les vaisseaux pendant l'intervention, source : <https://www.dotmed.com>.

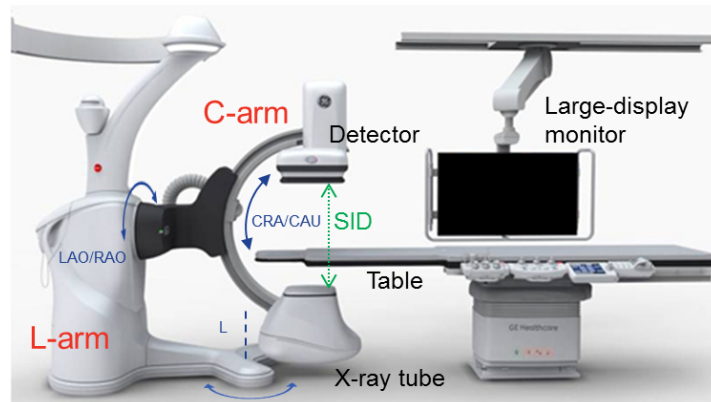


FIGURE 1.10 – Schéma d'un C-arm IGS-730 (General Electric) repris du travail de (Reshef, 2018)

Le système d'imagerie angiographique utilisé pour acquérir nos données est un arceau interventionnel nommé "C-arm". Un exemple de ce type de système IGS-520 de GE Healthcare est illustré dans la figure 1.9.

Le nom "C-arm" vient de la forme de sa structure aux extrémités de laquelle sont fixés un tube à rayons X et un détecteur plan (voir schéma 1.10).

Les rayons X sont produits lors de l'impact d'un faisceau d'électrons, arrachés à une cathode par une différence de potentiel, sur une anode (généralement de tungstène). 99% de l'énergie cinétique transformée lors de l'impact du faisceau est de la chaleur, seul 1% est transformée en photons X.

Un système de filtre métallique et de collimation arrêtent les radiations parasites de basse énergie et/ou qui n'ont pas la direction voulue.

Les rayons sont par la suite atténués par l'anatomie du patient, suivant la loi de Beer-Lambert détaillée dans la section 3.3.2.

La détection des rayons X qui ont traversé le matériau se fait par un détecteur à intégration d'énergie. Ils sont convertis en photons lumineux à la traversée d'un cristal (scintillateur), puis en signal électronique via le panneau de photodiodes. Les condensateurs rassemblent les charges produites par ces photodiodes qui sont ensuite transportées et converties pour produire une matrice de pixels chacun ayant une intensité définie à partir des charges collectées par la photodiode correspondante.

La direction du faisceau initialement créé est contrôlée par trois axes perpendiculaires indiqués dans le schéma qui permettent d'imager les vaisseaux sous plusieurs angles. Les angles utilisés sont : rotation autour du L, rotation LAO-RAO et rotation CRA-CAU (voir schéma 1.10).

Durant l'angiographie la tolérance vis-à-vis de la qualité de l'image est variable. Elle dépend du moment de l'intervention. Dans le cas où le but de l'angiographie est de se repérer dans les artères, l'image n'a pas besoin d'être précise et sera acquise avec une dose basse, on la qualifiera de "fluoro". Au contraire si l'image sert au diagnostic ou au contrôle du déploiement du stent une dose plus grande sera nécessaire pour obtenir une image de qualité qui sera qualifié de

”record” ou ”cine”.

Dans cette thèse ce seront les séquences angiographique ”cine” qui seront utilisées. Dans la suite nous les qualifierons simplement d’images angiographiques sans préciser.

1.4.2 Angiographies 3D

1.4.2.1 Principe

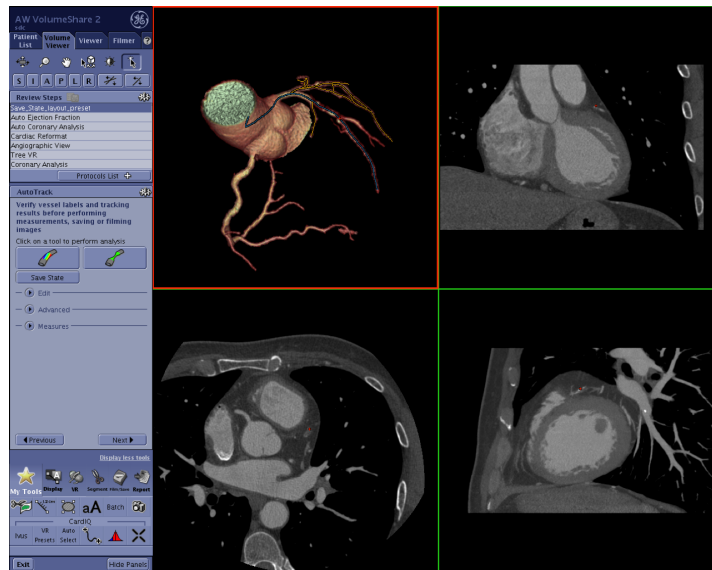


FIGURE 1.11 – Illustration de l’interface de *Volume Viewer* (application de GE Healthcare) pour la visualisation des coronaires reprise du travail de (Benseghir et al., 2015a). En ordre de lecture est présenté : le volume 3D final (calculé grâce à l’application), une coupe coronale, une coupe axiale, une coupe sagittale.

Une autre modalité possible pour l’aide au diagnostic est le scanner CT. L’acquisition d’image de scanner repose sur les mêmes principes physiques d’atténuation des rayons X que ceux décrits précédemment. Tout comme ces dernières, un produit de contraste doit être injecté dans les vaisseaux pour les différencier du reste des tissus. Cependant l’injection n’est plus intra-artérielle mais intra-veineuse ce qui fait apparaître à la fois les artères et les veines dans la reconstruction finale.

Cette manière de procéder va aussi permettre de faire apparaître les vaisseaux même en cas de thrombose, ce qui n’était pas le cas pour les images acquises pendant l’intervention (voir figure 1.8). En effet, l’injection intra-veineuse conduit à une présence du produit de contraste dilué dans le sang alors qu’une injection intra-artérielle conduit à un remplacement temporaire du volume sanguin par du produit de contraste quasi-exclusivement.

Le scanner a un deuxième avantage, le volume 3D obtenu a de bien meilleurs contrastes que les images angiographique 2D au niveau des parois des vaisseaux mais surtout aux calcifications. Cette dernière caractéristique est très intéressante car elle permet de caractériser la composition de l’occlusion et sa taille.

Un exemple de volume 3D obtenu grâce à l'application *Volume Viewer* de GE Healthcare est présenté dans la figure 1.11, celui-ci est calculé à partir des coupes issues du scanner illustrées dans la même figure.

1.4.3 Scanner 3D



FIGURE 1.12 – Scanner CT révolution de GE Healthcare, source : <http://www.medicalexpo.fr/prod/ge-healthcare/product-70717-647285.html>.

Le scanner CT (computed tomography) ou la tomodensitométrie par rayons X est utilisé pour visualiser l'anatomie du patient en 3 dimensions.

Le scanner est de forme cubique avec une ouverture en son centre. Le patient est allongé sur une table mobile qui se déplace à travers cette ouverture, comme illustré dans la figure 1.12.

Le principe du CT est, comme pour les autres appareils à rayons X, basé sur l'absorption du rayonnement par les différentes parties du corps en fonction de leur composition. Dans le cas du CT, le capteur est remplacé par plusieurs rangées de détecteurs situés en face du tube à rayons X. Initialement, les rayonnements traversant le patient étaient mesurés au fur et à mesure que le couple tube-détecteurs tournaient. De plus, le détecteur formait une couronne dotée d'une seule rangée de capteurs ce qui donnait un scanner à une seule coupe (le nombre de rangées donne le nombre de coupes). Avec les appareils de dernière génération, seule la source tourne et les rangées de détecteurs se sont multipliées (jusqu'à 256), donnant lieu à des scanners multi-coupes. Ces appareils sont capables de fournir plusieurs coupes simultanées. Cela permet, entre autres, de réduire les

irradiations de rayons X, d'avoir des temps d'examen plus courts, et d'obtenir plus d'informations.

A partir de cette collection de projections, une reconstruction tomographique permet d'obtenir un volume 3D des coefficients linéaires d'atténuation des matériaux traversés.

De part le mouvement du cœur, le scanner CT cardiaque est particulier. Chaque acquisition est effectuée à une phase particulière, la diastole pour éviter les artefacts dus au mouvement. Grâce à l'électrocardiogramme (ECG), les rayons sont générés seulement au moment de la diastole, afin d'éviter les rayonnements inutiles, jusqu'à ce qu'il y ait assez de données pour effectuer une reconstruction de qualité (échantillonnage angulaire suffisant).

1.4.4 Complémentarité des modalités





Modalités d'imagerie	 Scanner pré-opératoire	 Images à rayon X en temps réel
Type	 Image statique 3D	 Séquence 2D+t
Vaisseaux	Vaisseaux patents	Apparents lors des injections de contraste
Calcification et vaisseaux bouchés	Visible	Non visible

FIGURE 1.13 – Tableau récapitulatif des différences entre les images du scanner CT et les angiographies 2D.

Comme illustré dans le tableau de la figure 1.13. Les deux types d'images issus du scanner CT et du C-arm présentés dans cette section sont complémentaires. La première a l'avantage d'être en 3D, de montrer l'ensemble des vaisseaux (même en cas de thrombose), et d'avoir un meilleur contraste, mais est pré-opératoire. La deuxième, per-opératoire, est en temps réel et essentiel aux médecins pendant l'angioplastie car elle permet la navigation du guide dans les vaisseaux.

Cette complémentarité a inspiré le but de cette thèse. Celui-ci se place dans la continuité des travaux de (Benseghir et al., 2015a), c'est-à-dire la fusion de ces deux modalités.

Pendant l'intervention, cette fusion permettra de faciliter la navigation du guide en apportant la perception 3D qu'il manque. Elle pourra aussi faciliter la

pose du stent en indiquant précisément sa position au sein du vaisseau.

1.5 Conclusion

Nous avons revu le contexte clinique des interventions coronariennes percutanées. Ce type d'intervention a connu un développement très important sur les 30 dernières années. La première focalisation des opérateurs a été sur les interventions les plus simples, l'occlusion partielle d'une branche d'un vaisseau soit une sténose. Aujourd'hui ils cherchent aussi à traiter les cas les plus complexes soit les occlusions chroniques totales. Pour ce type de procédure, l'utilisation combinée des différents modes d'imagerie détaillée ci-dessus permet de s'affranchir des limites de chacun d'entre eux. Les travaux de thèse de ([Benseghir et al., 2015a](#)) ont permis de proposer une méthode de recalage entre les deux modes d'imagerie avec la perspective d'offrir la visualisation de l'ensemble des informations que les deux modes apportent de manière géométriquement cohérente pendant la procédure. La société Siemens a mis sur le marché un produit CoroWave qui propose ce type de visualisation en exploitant un recalage essentiellement guidé par l'utilisateur. Cela limite fortement l'applicabilité pratique. Par ailleurs les opérateurs observent dans les images angiographiques la dynamique des artères coronaires et pour bénéficier complètement des deux modalités souhaitent visualiser cette même dynamique dans les images scanner fusionnées avec les images angiographiques. Les images scanner couvrant les différentes phases du mouvement cardiaque peuvent être obtenues mais avec quelques limitations : une dose plus importante est délivrée au patient et la qualité des images est assez variable suivant les phases. Pour ce travail, nous avons donc souhaité évaluer une approche différente, approche dans laquelle les outils algorithmiques sont employées pour déformer le modèle artériel venant du scanner afin de lui faire épouser les formes des artères au long du cycle cardiaque ainsi qu'elles sont visualisées dans les séquences angiographiques.

Etat de l'art

Contents

2.1	Segmentation d'un réseau vasculaire	21
2.1.1	Introduction	22
2.1.2	Classification rapide des méthodes	22
2.1.2.1	Rehaussement des vaisseaux	22
2.1.2.2	Extraction des lignes centrales	24
2.1.3	Méthodes basées géométrie différentielle	25
2.1.4	Conclusion	28
2.2	Recalage	28
2.2.1	Introduction	28
2.2.2	Primitive iconique	31
2.2.3	Primitive géométrique	32
2.2.4	Transformations	33
2.2.4.1	Linéaire	34
2.2.4.2	Non-linéaire	34
2.2.5	Conclusion	35

Dans cette thèse le recalage mais aussi l'étape de segmentation sont centrales. Nous avons donc choisi de faire un point sur l'état de l'art de ces deux problématiques.

2.1 Segmentation d'un réseau vasculaire

Dans cette thèse, le recalage est précédé d'une étape de segmentation dont la qualité impacte celle des résultats. De ce fait, nous avons choisi de faire un point sur l'état de l'art de ces deux problématiques.

2.1.1 Introduction

La segmentation des vaisseaux est utilisée dans cette thèse à travers la construction d'une structure de vaisseaux pour le recalage mais son utilisation ne se limite pas à ce type de méthode.

Elle peut être utilisée à travers une technique de "roadmap" qui permet de superposer les vaisseaux injectés sur des trames non-injectées dans le but de naviguer dans les artères sans injection de contraste (Piayda et al., 2018).

Elle peut aussi être utilisée pour de la reconstruction, celle-ci consiste à calculer un modèle 3D des vaisseaux grâce à 2 (ou plus) de projections (Çimen, Gooya, Grass, & Frangi, 2016 ; Blondel, Malandain, Vaillant, & Ayache, 2006), le but étant l'analyse 3D de la géométrie des vaisseaux et l'estimation de paramètres fonctionnels comme la FFR (Tu et al., 2016).

Malgré son utilité multiple, la segmentation des vaisseaux reste encore aujourd'hui un challenge. Que ce soit pour les vaisseaux du cœur, du foie, du fond de l'œil, . . . , elle constitue un problème difficile de par la variation des anatomies d'un patient à un autre en terme de quantité, forme, rayons, . . .

Les vaisseaux sont aussi souvent accompagnés d'autres structures dans les images. Enfin, dépendant de la modalité choisie, les images peuvent présenter du bruit, peu de contraste et des intensités inhomogènes au sein d'un vaisseau.

La segmentation de vaisseaux a été abordée de nombreuses fois dans la littérature, les études (Kirbas & Quek, 2004 ; Moccia, De Momi, El Hadji, & Mattos, 2018 ; Lesage, Angelini, Bloch, & Funka-Lea, 2009) répertorient une grande partie de ces méthodes.

Après une brève présentation des différentes méthodes de segmentation basée sur l'étude (Lesage et al., 2009) dans la section 2.1.2, nous allons nous intéresser plus précisément aux méthodes de segmentation basées géométrie différentielle qui sont les plus adaptées à notre type d'image au sein de la section 2.1.3.

2.1.2 Classification rapide des méthodes

Nous avons séparé la description des méthodes en deux parties, la première porte sur le rehaussement des vaisseaux dans les images et la deuxième sur la détection des lignes centrales, qui constituent le plus souvent les deux principales étapes des méthodes de segmentation. Néanmoins, certains auteurs ne traitent que la partie rehaussement. En effet, soit le problème qu'ils considèrent nécessite uniquement un rehaussement des structures vasculaires soit ils considèrent que la détection des lignes centrales elle-même est sans difficulté particulière. Dans notre expérience, il est important d'apporter la plus grande attention à ces deux étapes car chacune joue son rôle dans l'obtention d'un résultat que nous visons.

2.1.2.1 Rehaussement des vaisseaux

La plupart des méthodes de segmentation des vaisseaux commencent par une étape de rehaussement pour permettre de différencier plus facilement les vaisseaux du reste de l'image, qui sont souvent accompagnés d'autres structures comme les

côtes ou le diaphragme pour les images angiographiques 2D des coronaires par exemple.

Ces méthodes vont d'abord définir un a priori sur les vaisseaux, qui peut être un a priori sur l'apparence et/ou la géométrie.

L'apparence des vaisseaux est l'a priori le plus simple que l'on puisse faire mais est très dépendant de la modalité. Il pourra être simplement basé sur l'intensité des vaisseaux comme l'a fait (Boskamp et al., 2004), ou le rapport d'intensité entre les vaisseaux et les non-vasseaux comme dans (Florin, Paragios, & Williams, 2005). Dans le premier cas cette hypothèse est faite sous réserve d'un produit de contraste uniformément réparti et dans le deuxième cas sous réserve que les structures voisines des vaisseaux n'apparaissent pas dans les mêmes valeurs d'intensité que les côtes dans les images angiographique 2D.

Nous avons choisi de nous intéresser aux méthodes qui se basent sur la géométrie des vaisseaux, plus robustes et moins dépendantes de la modalité. Nous allons brièvement présenter quelques familles de méthodes de détection de vaisseaux.

- Une manière de faire est d'exploiter la **géométrie différentielle** de l'image. En partant de l'hypothèse que les vaisseaux sont des structures ayant une forme tubulaire, ces méthodes exploitent les dérivées de l'image, en particulier les dérivées secondes à travers la matrice hessienne. Celle-ci est calculée dans un espace multi-échelle, de manière à détecter les vaisseaux de différents rayons. L'une des premières méthodes à utiliser cette technique est (Koller, Gerig, Székely, & Dettwiler, 1995), suivi par de nombreuses autres comme (Sato et al., 1997; Krissian, Malandain, Ayache, Vaillant, & Troussset, 2000; Li, Sone, & Doi, 2003) mais c'est (A. Frangi, Niessen, Vincken, & Viergever, 1998) qui en pratique, est la plus utilisée.

Une analyse plus poussée est proposée dans la section 2.1.3.

- Une alternative à la géométrie différentielle de l'image est le calcul du **moment d'inertie** du second ordre (Boldak, Rolland, Toumoulin, & Coatrieux, 2003) des intensités de l'image. L'hypothèse de départ est toujours la forme tubulaire des vaisseaux, avec en plus un a priori sur l'intensité de ces derniers et l'intensité du fond.

Cette technique permet d'obtenir autant d'information géométrique que les méthodes précédentes.

Cependant, contrairement aux méthodes utilisant la géométrie différentielle de l'image, ces techniques ne bénéficient pas d'un espace multi-échelle défini, de ce fait, la plupart des travaux n'utilisent qu'une seule valeur d'échelle. Des méthodes heuristiques sont néanmoins proposées afin de définir au mieux cette valeur comme proposé par (Hernández-Hoyos, 2002)

- L'idée des méthodes basées **modèle** est d'ajuster un modèle analytique d'un profil de vaisseau aux données. Cette étape pourra être effectuée en minimisant une fonction objective à l'aide d'une méthode d'optimisation comme celle des moindres carrés par exemple. L'étape suivante est de mesurer, à convergence, à quel point le modèle a pu s'ajuster. Le modèle peut être un profil gaussien comme dans (Friman, Hindennach, & Peitgen, 2008) ou

un test de probabilité est effectué pour déterminer si le modèle s'est bien adapté aux observations. Le modèle peut aussi être un profil "bar-like" comme dans (Wörz & Rohr, 2008), où l'évaluation s'effectue en regardant tout simplement la valeur de la fonction objective.

- Une autre approche intéressante, est l'approche **a contrario**. Cette approche consiste à pénaliser les structures qui ne ressemblent pas à des vaisseaux au lieu de maximiser celles qui y ressemblent. C'est le cas pour l'approche proposée par (Nain, Yezzi, & Turk, 2004). Dans cette méthode, le modèle de contour de vaisseau segmenté n'est pas contraint à une forme a priori, mais est pénalisé si il s'éloigne trop d'une structure tubulaire, c'est-à-dire une structure possédant un rayon à peu près constant. Une autre approche est celle de (Zana & Klein, 2001) qui utilise un filtre "top-hat". Initialement cet opérateur morphologique détecte les pics d'intensité locaux à travers leurs suppressions par une ouverture morphologique. Cependant, sa formulation peut être adaptée à la forme des vaisseaux comme dans (Zana & Klein, 2001). L'utilisation d'éléments structurants orientés, permet de détecter les vaisseaux dans toutes les directions.

2.1.2.2 Extraction des lignes centrales

Une fois le rehaussement des vaisseaux effectué, il reste à les extraire. Des techniques existent pour extraire l'intégralité des vaisseaux (avec la largeur), mais nous allons nous intéresser aux méthodes d'extraction des lignes centrales uniquement.

- Si le début et la fin du vaisseau sont connus, une extraction basée **modèle de ligne centrale** est possible. En effet, un modèle pourra être optimisé, en s'aidant des données, entre les extrémités correspondant à un vaisseau, pour coller au mieux aux lignes centrales de ce dernier. Ces modèles vont être orientés, grâce à un terme d'énergie externe vers les pixels qui appartiennent au centre des vaisseaux, c'est-à-dire ceux qui ont été le plus rehaussés à l'étape précédente. Cependant, cette étape est possible à condition que le rehaussement ait donné des réponses maximales au centre des vaisseaux, ce qui n'est pas toujours le cas. Ce modèle pourra être un modèle de b-spline comme dans (A. F. Frangi, Niessen, Hoogeveen, Van Walsum, & Viergever, 1999) ou de cardinal spline comme dans (Wong & Chung, 2006).
- **Plus court chemin**
La technique du plus court chemin requiert, comme la technique précédente, de connaître le début et la fin du vaisseau. Dans le cadre du travail de (Cohen & Kimmel, 1997), la méthode consiste à détecter le minimum global de l'énergie d'un modèle de contour actif entre ces deux points. Cette recherche de minimum global est modélisé comme la recherche d'un chemin de longueur minimal.
- **Non Maxima Suppression**
La technique de Non Maxima Suppression (Canny, 1986), permet d'extraire les lignes centrales à condition que le centre des vaisseaux ait des valeurs

localement plus élevées. En effet, le principe est de supprimer tout ce qui n'est pas maximum local directionnel le long de l'axe perpendiculaire à la structure détectée comme vaisseau. La connaissance de la direction du vaisseau est donc nécessaire pour cette méthode.

— **Squelettisation**

Si les valeurs centrales ne sont pas maximales, ce qui est le cas pour la détection de vaisseaux dans une image binaire, alors une technique de squelettisation est possible (Bühler, Felkel, & La Cruz, 2004). Ne pouvant se baser sur les valeurs des rehaussements des pixels, ces méthodes se basent sur la distance des points aux bords des structures pour définir la localisation des lignes centrales.

2.1.3 Méthodes basées géométrie différentielle

Après une première description des méthodes basées géométrie différentielle dans la section 2.1.2, nous allons y revenir plus précisément dans cette partie.

Comme décrit précédemment, l'analyse de la matrice hessienne est la technique la plus utilisée pour le rehaussement et/ou la segmentation des vaisseaux. La méthode la plus connue qui emploie cette technique est (A. Frangi et al., 1998).

Dans cette approche, Frangi propose une fonction de rehaussement de vaisseaux, dont le calcul est décrit ci-dessous.

Comme les autres méthodes citées précédemment, cette fonction se base sur l'analyse de la matrice hessienne, plus précisément sur les valeurs propres de celle-ci. Soit I , l'image dont on veut caractériser les structures tubulaires. Si I est une image 3D, on définit $\mathbf{H}_{3D}(I)$ la matrice hessienne associée, et $\mathbf{H}_{2D}(I)$ si I est 2D. Cette dernière est calculée de la manière suivante : soit $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3)$ ($\mathbf{x} = (x_1, x_2)$ si I est 2D) les coordonnées d'un point appartenant à I , on définit la matrice hessienne calculée en \mathbf{x} par :

$$\mathbf{H}_{2D}(I) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_1 \partial x_2} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_2^2} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{H}_{3D}(I) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_1 \partial x_2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_1 \partial x_3} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_2^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_2 \partial x_3} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x_3 \partial x_1} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_3 \partial x_2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_3^2} \end{pmatrix}$$

De cette matrice, vont être déduites les valeurs propres pour le cas 3D, $\{\lambda_i\}_{i \in [1,3]}$ ($|\lambda_1| < |\lambda_2| < |\lambda_3|$) avec $\{\mathbf{v}_i\}_{i \in [1,3]}$ les vecteurs propres associés et $\{\lambda_i\}_{i \in [1,2]}$ ($|\lambda_1| < |\lambda_2|$) avec $\{\mathbf{v}_i\}_{i \in [1,2]}$ les vecteurs propres associés pour le cas 2D. Les valeurs propres permettent d'indiquer des informations sur la forme des structures comme indiqué dans le tableau 2.1. Dans la suite nous ne nous placerons que dans le cas 2D.

Frangi propose alors de définir une fonction de "vesselness" qui va favoriser les structures de la forme recherchée, ici ce sont les structures tubulaires. Cette fonction est initialement faite pour la 3D, mais Frangi va aussi faire une version

Structures/Dimensions	3D	2D
Tubulaire	$\lambda_2 \approx \lambda_3 \wedge \lambda_{2,3} \gg \lambda_1 $	$ \lambda_2 \gg \lambda_1 $
Ronde	$\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3$	$\lambda_1 \approx \lambda_2$
Plus sombre que le fond	$\lambda_2 > 0$ et $\lambda_3 > 0$	$\lambda_2 > 0$
Plus claire que le fond	$\lambda_2 < 0$ et $\lambda_3 < 0$	$\lambda_2 < 0$

TABLE 2.1 – Types de structures suivant les valeurs propres de la matrice hessienne.

2D, présentée comme une simplification triviale. La réponse de "vesselness" de Frangi (version 2D) est alors :

$$R_{\mathcal{F}} = \begin{cases} 0 & \text{si } \lambda_2 < 0 \\ e^{-\frac{R_{\mathcal{B}}^2}{2\beta^2}} (1 - e^{-\frac{S^2}{2c^2}}) & \text{sinon} \end{cases}$$

avec $R_{\mathcal{B}} = \frac{\lambda_1}{\lambda_2}$ (permet de privilégier les structures tubulaires ($|\lambda_2| \gg |\lambda_1|$)), $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$, β et c une constante définie par l'utilisateur (voir (A. Frangi et al., 1998) pour une discussion à propos de leurs valeurs).

Dans la cas de la méthode de Frangi les calculs de dérivées sont obtenus par convolution avec la dérivée d'une fonction gaussienne, dans le cas 2D cela donne :

$$\text{e.g. } \frac{\partial}{\partial x} I = I * \frac{\partial}{\partial x} \mathcal{G}_{\sigma} \quad \text{avec} \quad \mathcal{G}_{\sigma}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{\mathbf{x}^t \mathbf{x}}{2\sigma^2}}$$

De plus, les vaisseaux ayant différents rayons, ils apparaissent à différentes échelles. De ce fait, le plus souvent une approche multi-échelle est utilisée où la fonction de réponse est calculée pour chaque échelle. Ces échelles ont besoin d'être renormalisées comme indiqué ci-dessous :

$$\frac{\partial_{\sigma}}{\partial x} I = \sigma^{\gamma} \frac{\partial}{\partial x} I$$

C'est le paramètre γ qui définit comment les différentes échelles représentées par σ sont renormalisées pour les rendre comparables entre elles (voir (Lindeberg, 1994)). A la fin, seule la réponse maximale à travers les échelles est gardée :

$$\hat{\sigma}_{\mathcal{F}}(\mathbf{x}) = \arg \max_{\sigma} R_{\sigma, \mathcal{F}}(\mathbf{x})$$

Les méthodes basées hessienne se basent le plus souvent sur ce schéma avec des variantes sur la fonction de "vesselness", toujours calculée à partir des valeurs propres de la matrice hessienne.

C'est le cas pour (Zhou et al., 2007), dans laquelle les auteurs ont adapté leur fonction pour la détection de vaisseaux pulmonaires 3D issus des images CT. Leur fonction permet une meilleure détection des bifurcations et évite la détection des tissus lymphoïdes qui sont des structures plates.

(Jerman, Pernus, Likar, & Spiclin, 2016) a lui aussi proposé une nouvelle fonction de "vesselness" après avoir comparé et analysé les fonctions de "vesselness" issues des méthodes de segmentation des vaisseaux des images angiographiques

3D et 2D de l'état de l'art. Le diagnostic de cette analyse est que ces fonctions ne détectent pas les bifurcations et leurs réponses dépendent des variations d'intensité de l'image, fréquentes dans les images de vaisseaux dues à la non-uniformité du produit de contraste.

En partant de cette conclusion, ils ont reformulé une fonction de "vesselness" qui détecte mieux les bifurcations et qui n'est plus dépendante de la variation d'intensité. Cette fonction est applicable aux images 3D, avec un paramètre pour binariser plus ou moins le résultat de la segmentation. Ils proposent, comme Frangi, une version 2D de leur fonction.

(Sato et al., 1997; Li et al., 2003) ont eux construits plusieurs fonctions destinées à rehausser différents types de structures (dont les vaisseaux) selon leur forme et courbure de manière à les classifier. Cette approche permet aussi de moins confondre les vaisseaux avec d'autres structures, qui sont elles, détectées par la fonction qui leur correspondent.

D'autres méthodes ont utilisé un modèle analytique de vaisseau pour définir au mieux leur fonction de "vesselness". C'est le cas de (Erdt, Raspe, & Suehling, 2008), qui a exprimé sa fonction de "vesselness" $h(\mathbf{x})$ par une combinaison linéaire de dérivées secondes d'une gaussienne 3D, $\mathcal{G}(\mathbf{x})$. Grâce à un modèle analytique de vaisseau, (Erdt et al., 2008) a optimisé les paramètres $(\{\alpha_i\}_{i \in [1,6]})$ de cette fonction pour que sa réponse soit maximale à l'échelle correspondant au modèle. La fonction est définie ci-dessous :

$$h(\mathbf{x}) = \alpha_1 \mathcal{G}_{\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1}(\mathbf{x}) + \alpha_2 \mathcal{G}_{\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2}(\mathbf{x}) + \alpha_3 \mathcal{G}_{\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_3}(\mathbf{x}) + \alpha_4 \mathcal{G}_{\mathbf{v}_2 \mathbf{v}_2}(\mathbf{x}) + \alpha_5 \mathcal{G}_{\mathbf{v}_2 \mathbf{v}_3}(\mathbf{x}) + \alpha_6 \mathcal{G}_{\mathbf{v}_3 \mathbf{v}_3}(\mathbf{x})$$

Ce filtre est appliqué dans la direction détectée grâce à l'analyse de la matrice hessienne.

(Krissian et al., 2000; Koller et al., 1995) utilisent uniquement la matrice hessienne pour identifier la direction de la potentielle structure tubulaire mais n'utilisent pas, comme les méthodes précédentes, les valeurs propres pour définir la fonction de "vesselness". Cette direction est obtenue grâce à \mathbf{v}_2 , le vecteur directeur associé à λ_2 et calculé à l'échelle σ . Cette fonction de "vesselness" va permettre de détecter les bords de la structure tubulaire en calculant le gradient sur chacun de ces côtés.

(Krissian et al., 2000) s'est aidé, comme (Erdt et al., 2008), d'un modèle analytique de vaisseau, pour définir sa fonction de "vesselness" définie ci-dessous :

$$\begin{cases} 0 & \text{si } \lambda_2 < 0 \\ \sum_{j \in \{-1,1\}} \nabla_{\sigma}(I(\mathbf{x} + \theta \sigma j \mathbf{v}_2)) \cdot j \mathbf{v}_2^t & \text{sinon} \end{cases}$$

Avec θ un coefficient de proportionnalité, calculé préalablement grâce au modèle de vaisseau.

Le schéma de toutes les méthodes décrites précédemment souffre entre autres de deux défauts. Le premier est que les dérivées de l'image sont obtenues par convolution avec la dérivée d'une fonction gaussienne pour chaque échelle où les larges échelles peuvent être perturbées par les structures voisines. Le deuxième

est que ces méthodes font l'hypothèse que les vaisseaux sont des structures à direction unique ce qui ne correspond pas aux cas des bifurcations.

Quelques méthodes ont essayé d'y remédier. Une alternative à cette manière de calculer les dérivées est proposée par (Bauer & Bischof, 2008) où est utilisé à la place un "Gradient Vector Flow". (Agam & Wu, 2005) propose d'exploiter la covariance spatiale des vecteurs de gradient ce qui permet de ne plus faire l'hypothèse d'une direction unique et, de ce fait, détecter les bifurcations.

2.1.4 Conclusion

La bibliographie des méthodes de segmentation vasculaire est riche et dans ce panorama nous avons certainement omis de citer de nombreuses variantes.

Par rapport au problème que nous envisageons de traiter, c'est-à-dire la segmentation des artères coronaires dans les images angiographiques 2D, il apparaît différents points importants.

- Lors des développements des méthodes de recalage proposées dans ce manuscrit, l'évaluation méthodique de leurs performances en situation réelle avait mis en évidence qu'un grand nombre de mauvais suivis était dû à des segmentations souvent trop incomplètes. Ce constat a motivé de revisiter l'étape de segmentation telle qu'elle était réalisée jusqu'alors (Blondel, 2004; Benseghir, 2015).
- Beaucoup d'auteurs se sont focalisés sur le traitement des données volumiques et ont considéré l'utilisation de leur approche dans une image bidimensionnelle comme un simple cas particulier, comme (A. Frangi et al., 1998) ou (Jerman et al., 2016) par exemple. Ces approches font l'hypothèse implicite d'un modèle de vaisseau, d'intensité constante et homogène quel qu'en soit le rayon, et la prise en compte de la spécificité physique de la méthode d'acquisition d'images est finalement assez rarement prise en compte ou de manière relativement superficielle. Ainsi, ce modèle implicite doit être remis en question pour une modalité projective.
- Enfin les efforts consacrés à l'obtention d'une segmentation binaire sont relativement limités avec l'utilisation de techniques simples de seuillage, soit essentiellement le seuillage par hystérésis, et avec très souvent des seuils choisis par un utilisateur. Le choix automatique des seuils, crucial dans le contexte d'une application clinique, n'est pratiquement pas abordé.

2.2 Recalage

2.2.1 Introduction

Les problématiques de recalage sont centrales dans le domaine de l'imagerie médicale, et de nombreuses configurations ont fait l'objet de recherche et de développement, donnant lieu à des produits utilisés quotidiennement dans les services cliniques. Ces configurations peuvent varier entre différents extrêmes de complexité correspondant à des recalages entre des données venant d'une seule modalité et d'un même patient à différents instants temporels (cette situation est

au premier abord une des plus simples), ou, à l'inverse, à un recalage de données issues de modalité d'acquisition différentes comparant différents patients (peut être vu comme un cas particulièrement complexe). Pour cette vaste famille de configurations, la littérature scientifique est particulièrement large. Nous avons choisi de porter notre attention sur le domaine plus restreint des recalages de réseaux vasculaire après avoir pris soin de revenir sur la description mathématique du concept proposé dans (Brown, 1992).

Soit I et J deux images/structures représentant le même objet pris sous des angles/des moments/des appareils différents. Le principe du recalage consiste à trouver la transformation à appliquer à J pour la superposer au mieux sur I , c'est-à-dire à trouver la transformation \hat{T} vérifiant :

$$\hat{T} = \operatorname{argmin}_{T \in \Omega} \mathcal{D}(I, J, T), J \quad (2.1)$$

avec Ω l'ensemble des transformations admissibles et \mathcal{D} la fonction de similarité.

Généralement 4 questions se posent alors, quel est l'ensemble des transformations admissibles ? Quelle primitive peut-on utiliser ? Quelle est la fonction de similarité ? Et enfin, quelle méthode d'optimisation choisir ?

- **L'ensemble des transformations admissibles** peut se résumer en 2 catégories, la première est l'ensemble des transformations linéaires. Les transformations linéaires sont représentables par une matrice. Cependant ce type de transformation ne peut être utilisé pour les déformations "complexes", telle que la déformation cardiaque qui ne peut se résumer à une transformation rigide et/ou affine. Dans ce cas on utilise une transformation non-linéaire.

Ces dernières regroupent les transformations déformables. Non représentables par une simple matrice, elles peuvent néanmoins être exprimées suivant une base de transformations comme peuvent être les transformations en "spline".

La transformation est aussi définie par son nombre de degrés de liberté, c'est-à-dire le nombre de paramètres nécessaire pour définir la transformation. Par exemple une transformation rigide est définie par 6 degrés de liberté, dans le cas 3D, et 3 degrés de liberté, dans le cas 2D. Une augmentation du nombre de degré de liberté signifie en principe une plus grande capacité pour la classe de transformation associée de suivre assez finement les déformations existantes entre les deux données à recaler avec une échelle spatiale petite. Afin de capturer des déformations fines, il est donc tentant d'augmenter le nombre de degrés de liberté du modèle de transformation utilisée. Toutefois cela se fera au prix d'une optimisation sans doute plus coûteuse (à cause de l'augmentation du nombre de degrés de liberté), pouvant conduire à une solution erronée (un minimum local dans l'espace des solutions). A contrario, une transformation avec peu de degrés de liberté pourra être calculée avec une meilleure robustesse (il y aura moins de minima locaux dans le paysage d'énergie) mais ne pourra peut-être pas rendre compte de déformations fines. Il y a donc un compromis à trouver entre la richesse de la modélisation des déformations par

une classe de transformation, et la capacité à pouvoir calculer une transformation optimale. Plusieurs stratégies peuvent aider comme ajouter une contrainte de régularisation sur la transformation, utiliser une hiérarchie de classes de transformation où le nombre de degrés de liberté augmente progressivement, ou encore définir une classe ad hoc de transformation permettant de rendre compte des déformations recherchées tout en contrôlant le nombre de degrés de libertés. Nous allons voir dans la section 2.2.4 des exemples de ces stratégies pour des problématiques de recalage de données vasculaires.

- **Les primitives** forment le point de départ pour construire une fonction de similarité. Elle peut se baser directement sur le contenu de l'image, on la qualifie alors d'intrinsèque. Dans cette catégorie la primitive est soit géométrique, elle se base sur une structure extraite de l'image (graphe, courbe, arbre, bifurcations, ...) ou iconique, c'est-à-dire directement sur les intensités. Si la primitive ne se base pas directement sur le contenu de l'image on qualifiera la primitive d'extrinsèque, elle utilisera alors par exemple des cadres stéréotaxiques, des marqueurs ou encore la calibration des systèmes d'acquisition.
- **La fonction de similarité** varie d'un type d'image à l'autre et dépend évidemment de la primitive choisie. Pour les images de vaisseaux par exemple elle constituera très souvent une fonction de distance entre des paires de points issues des lignes centrales des vaisseaux. Elle pourra se baser aussi tout simplement sur l'intensité des images, ou encore l'histogramme conjoint, la corrélation des images dans l'espace de Fourier, ...
- Enfin, il reste à déterminer la **méthode d'optimisation** qui dépend naturellement des choix précédents. Elle doit permettre de trouver l'optimum global de la fonction de similarité à travers l'ensemble des transformations admissibles. Elle peut être itérative comme la méthode du plus proche voisin ou la méthode du simplexe de downhill. De façon plus classique elle peut se baser sur les méthodes de descente de gradient.

Dans la littérature, de nombreuses études se sont attelées à la classification des méthodes de recalage en imagerie médicale dont (Maintz & Viergever, 1998) qui a organisé une taxonomie de celles-ci autour de 9 critères : la dimension (spatial ou spatiotemporel), la nature du recalage (extrinsèque, intrinsèque), la nature de la transformation (rigide, affine, ...), le domaine de la transformation (local, global, ...), l'interaction avec l'utilisateur (automatique, semi-automatique, ...), la méthode d'optimisation (directe, itérative, ...), la modalité (CT, PET, ...), le sujet (inter-patient, intra-patient, ...), et enfin l'objet (tête, thorax, ...). Plus récemment, en 2016 les auteurs de ce papier ont publié une mise à jour de ce travail. Ils ont conclu que cette classification est bien toujours actuelle, mis à part les méthodes extrinsèques qui ne sont plus utilisées qu'en chirurgie et en radiothérapie, et que les recalages non-rigides avaient connu une recrudescence durant ces dernières années. Les autres études ont tendance à couvrir un spectre moins large, comme (Sotiras, Davatzikos, & Paragios, 2013) qui s'est intéressé uniquement aux recalages avec une transformation non-rigide, (Markelj, Tomazevic, Likar, & Pernus, 2012) aux recalages 3D/2D, ou plus récemment (Matl,

(Brosig, Baust, Navab, & Demirci, 2017) aux recalages concernant les images de vaisseaux. Pour notre part, nous allons aussi nous restreindre à un domaine qui correspond au sujet de cette thèse, c'est-à-dire le recalage 3D/2D pour les images de vaisseaux. Dans cette catégorie le problème posé par l'équation 2.1 se simplifie par :

$$\hat{T} = \operatorname{argmin}_{T \in \Omega} \mathcal{D}(P \circ T(I), J)$$

I étant une image 3D, J une image 2D et P une projection.

Certaines de ces méthodes utilisent des données bi-plan ((Rivest-Henault, Sundar, & Cheriet, 2012), (Dibildox et al., 2014), (Shechter et al., 2002)), ce qui revient à effectuer un recalage 3D/3D. Nous avons décidé de ne pas les aborder dans la suite. De plus, dans la description des méthodes, nous ne précisons pas la fonction de similarité et la méthode d'optimisation car elles sont directement liées aux transformations et aux primitives choisies.

2.2.2 Primitive iconique

Ce type de primitive est la plus simple car elle s'appuie sur les intensités de l'image. Celles-ci peuvent être avec ou sans pré-traitement. Dans le premier cas, on utilise le fait d'avoir des vaisseaux par le biais d'une méthode de rehaussement. A première vue cette manière de faire paraît astucieuse mais il y a toujours le risque de rehausser les mauvaises structures ou de ne pas rehausser l'ensemble des vaisseaux, ce qui peut aboutir à un mauvais recalage.

— Sans pré-traitement

Dans cette catégorie, la mesure de similarité se base uniquement sur les intensités des images à recalcr. Les images n'ayant pas la même dimension et ne venant pas de la même modalité les méthodes utilisent généralement une étape de projection du scanner 3D appelée "Digitally reconstructed radiograph" (DRR). Cette technique permet de simuler une image angiographique à partir d'un scanner sous un angle donné. Cela est possible car les deux images sont acquises selon le même principe physique. De cette manière, le problème est simplifié car on se ramène à deux images de même dimension et "de même modalité" mais cette étape reste coûteuse en temps de calcul.

Parmi les méthodes qui l'ont utilisé il y a (Metz et al., 2009) qui a comparé ces deux images à l'aide d'une corrélation croisée normalisée, et (Aksoy, Unal, Demirci, Navab, & Degertekin, 2013) qui a effectué la comparaison dans l'espace de Fourier en comparant la magnitude et la phase des deux images.

— Avec pré-traitement

Les méthodes peuvent aussi se baser sur l'intensité des images après application d'un filtre de rehaussement de vaisseau. De cette manière, on ne considère pas (ou très peu) les structures qui ne sont pas des vaisseaux tout en s'exemptant d'une étape de segmentation, avec le risque comme cela a été dit précédemment de rehausser des mauvaises structures ou de ne pas rehausser l'ensemble des vaisseaux.

(Gatta, Balocco, Martin-Yuste, Leta, & Radeva, 2011) utilise l'image de rehaussement calculée à partir de l'image angiographique et aussi l'image de rehaussement calculée à partir de la projection des vaisseaux segmentés 3D. Ils vont ensuite les comparer grâce aux descripteurs SIFT.

2.2.3 Primitive géométrique

Grâce aux techniques d'extraction de lignes centrales de vaisseaux, il est possible de les considérer tout simplement comme un ensemble de points. Cependant, les vaisseaux formant une structure de graphe, il semble naturel d'utiliser une primitive géométrique plus complexe. Celle-ci peut être un ensemble de courbes, un graphe (prend en compte les connexions des courbes entre elles), ou encore un arbre (graphe acyclique). Cependant, comme indiqué dans l'introduction de cette section, une mauvaise extraction des primitives peut avoir de lourdes conséquences sur la qualité du recalage. De ce fait, plus la primitive est complexe plus le risque d'erreur est grand.

— Points

La structure la plus simple est celle d'un ensemble de points. Ces méthodes vont considérer les deux modèles à recaler comme des ensembles de points sans aucun lien entre eux.

C'est le cas de (Metz et al., 2013), qui va chercher un alignement temporel entre le modèle de mouvement des coronaires (appris grâce aux données 4D CT) et la séquence d'images angiographiques en minimisant la distance entre les points appartenant aux lignes centrales de l'image 2D et les points appartenant aux lignes centrales du modèle appris.

Dans (Baka et al., 2013a, 2014), les auteurs vont apprendre un modèle statistique de mouvement des coronaires grâce encore une fois à une base de données 4D CT. Un recalage basé "Gaussian Mixture Model" (GMM) est ensuite effectué, où les deux ensembles de points sont considérés comme des densités de probabilité, permettant implicitement des appariements multiples.

Enfin dans (Ruijters, ter Haar Romeny, & Suetens, 2009), les auteurs ont construit leur fonction de similarité comme une combinaison entre la carte de distance calculée à partir de la projection des lignes centrales des vaisseaux 3D et l'image de rehaussement calculée à partir de l'image angiographique 2D.

— Courbe

Une structure un peu plus complexe est celle d'un ensemble de courbes. L'avantage est que les appariements se feront de courbe/vaisseau à courbe/vaisseau évitant un peu plus les erreurs. En effet, les points appartenant à un vaisseau ne pourront plus être associés à deux vaisseaux différents.

La preuve de concept fournie par (Duong et al., 2009) démontre cette amélioration. Dans ce travail, ces associations sont faites manuellement entre certaines courbes issues du scanner CT et les courbes issues de l'image angiographique pour ensuite appliquer l'algorithme de l'Iterative Closest Point (ICP) (Besl & McKay, 1992).

D'autres méthodes n'utilisent pas que cette représentation des vaisseaux en courbes pour améliorer les appariements mais aussi pour appliquer une contrainte de longueur à leur déformation. C'est le cas pour (Groher, Zikic, & Navab, 2009a). Cela permet de restreindre l'espace des solutions pour le calcul de la transformation.

— **Arbre/Graphe**

Une autre structure intéressante est celle du graphe, c'est-à-dire un ensemble de courbes connectées entre elles par des nœuds. Tout comme les courbes ont permis d'améliorer les appariements par rapport aux points, les graphes permettent une amélioration des appariements par rapport aux courbes. Par exemple, les points appartenant à deux courbes connectées ne peuvent plus être associés à deux courbes non connectées.

Pour les données 3D la structure pourra être considérée comme un arbre (graphe acyclique) ce qui va permettre d'ajouter en plus une contrainte de préservation de la topologie pour les appariements.

(Benseghir et al., 2015a) construit, avec cette préservation de la topologie et une mesure de ressemblance entre courbes, les appariements. Cette partie de l'algorithme est appelé "Iterative Closest Curve". En effet, après projection de l'arbre 3D, si un vaisseau se trouve près d'un vaisseau issu de l'image 2D et que leur association respecte la contrainte de topologie, alors un score de similarité sera calculé. Celui-ci est basé sur la "distance de Fréchet", une distance obtenue par des appariements qui respectent l'ordre des points le long des courbes.

Dans (Serradell et al., 2015), une première correspondance entre les nœuds est effectué. Ils utilisent un "active testing searching" pour faire correspondre les nœuds issus de l'arbre coronaire 3D avec ceux issus du graphe 2D pour définir un premier recalage. Les correspondances sont faites à l'aide d'un processus gaussien. Ils font cependant l'hypothèse d'une bijection entre les nœuds qui peut être difficile à satisfaire dans le cas de vaisseaux peu voire pas injectés du tout. A la fin de cette étape ils font l'hypothèse que les appariements des nœuds sont corrects et obtiennent un ensemble de couples d'arêtes à apparier qui va permettre de raffiner le recalage. Les appariements des points formant les arêtes sont définis par l'algorithme hongrois guidé par le processus gaussien préalablement établi pour les nœuds.

De la même manière, (Liu et al., 2017) va aussi effectuer un recalage basé sur les arêtes après avoir effectué un premier recalage basé nœuds. Il va de la même façon obtenir un ensemble d'arêtes à apparier. Les appariements sur celles-ci seront définis grâce au "Dynamic Time Warping" qui, comme la distance de Fréchet respecte l'ordre des points le long des courbes.

2.2.4 Transformations

Dans cette section nous nous intéressons au type de transformation utilisé. Comme présenté dans l'introduction, ces déformations peuvent être linéaires ou non-linéaires. Ce choix dépend directement de l'hypothèse faite de la transforma-

tion entre les images, elle même dépendante de l'organe et du contexte d'acquisition.

2.2.4.1 Linéaire

Les transformations linéaires sont d'abord utilisées pour recalibrer deux images qui ont subi des déformations simples. Pour le cœur, ce sera des images acquises au même instant cardiaque, ce qui permet d'éviter les déformations complexes du cœur, comme c'est le cas pour les deux méthodes décrites ci-dessous. Elles peuvent aussi être utilisées comme recalage initial avant le calcul de transformations non-linéaires, dans ce cas nous en parlerons dans la partie consacrée aux transformations non-linéaires.

Dans (Benseghir et al., 2015a), le calcul de la transformation est de type ICP, c'est-à-dire qu'à chaque itération un calcul de transformation et une étape d'appariements seront répétés pour trouver la meilleure transformation rigide.

Dans (Aksoy et al., 2013), les auteurs commencent par calculer la rotation optimale en 3D en comparant l'image 2D avec la DRR obtenue à l'aide d'un certain angle de rotation. Cette comparaison se fait dans le domaine de Fourier qui a l'avantage d'être invariant par translation. La DRR qui a fourni le meilleur score de similarité sera retenue avec son angle associé qui définira la rotation optimale. La translation est ensuite obtenue facilement en minimisant la distance entre les structures.

2.2.4.2 Non-linéaire

Les transformations non-linéaires, a contrario des linéaires, sont utilisées dans le cas de mouvements complexes telle que la déformation cardiaque. Cependant, comme expliqué dans l'introduction, ces transformations possèdent beaucoup de degrés de libertés ce qui implique un grand espace des solutions et de ce fait un risque plus élevé de tomber dans un optimum local. Différentes stratégies existent pour éviter cela. Les méthodes peuvent procéder de façon hiérarchique en augmentant petit à petit le nombre de degrés de liberté ce qui permet de se rapprocher de l'optimum global. Elles peuvent aussi s'aider d'un terme de régularisation qui va permettre de réduire le nombre de degrés. Le terme de régularisation exprime un a priori sur les transformations et va donc dépendre du contexte. Enfin, la construction d'une classe ad hoc de transformations pouvant rendre compte des déformations recherchées tout en ayant peu de degrés de liberté est une dernière stratégie. Ainsi une analyse en composantes principales d'un échantillon de transformations représentatives permet d'exprimer la transformation à rechercher comme combinaison linéaire des quelques premières composantes principales.

Dans (Groher et al., 2009a) par exemple les auteurs recherchent un champ de déformation 3D avec un vecteur associé à chaque point de la structure de graphe. Pour réduire l'espace des solutions ils vont ajouter à cela deux termes de régularisation. Le premier se présente sous la forme d'une contrainte de longueur appliquée aux vaisseaux, et le deuxième une contrainte de lissage, à l'aide d'un modèle de "thin plate spline" appliquée au champ de déformation. A notre

connaissance, cette méthode fut la première à imposer une contrainte de longueur sur les courbes représentant les vaisseaux pour le recalage 3D/2D.

Dans (Liu et al., 2017), les auteurs vont d’abord calculer une transformation rigide grâce à une méthode de type ICP ce qui va permettre de rapprocher les graphes. Ensuite, ils vont déformer les arêtes à l’aide, encore une fois d’un modèle de "thin-plate-spline".

Dans (Gatta et al., 2011), le but est de définir un champ de déformation 2D entre l’image 3D projetée et une image angiographique. Chaque point des deux images est caractérisé par son propre descripteur SIFT. Le vecteur associé à l’image source sera le vecteur qui relie les points les plus proche en terme de descripteur, avec un terme de régularisation appliqué au champ de déformation.

Enfin, dans (Baka et al., 2014), les auteurs ont construit deux modèles, un modèle statistique de mouvement et un modèle conditionnel de mouvement. Pour les deux modèles, les auteurs partent du principe que les modèles ne peuvent pas se baser directement sur les points des vaisseaux, à cause de la variation de la topologie des artères d’un patient à un autre, et se basent donc sur la surface cardiaque voisine aux vaisseaux. Des amers sont alors positionnés sur les surfaces cardiaques des données d’entraînement qui permettent de faire un premier recalage sur la fin de la diastole par une fonction de similitude. Le déplacement des vaisseaux est alors calculé comme combinaison linéaire des amers voisins sur la surface. Une analyse en composantes principales est faite sur les mouvements des points des vaisseaux calculés. Pour ce modèle il faut donc obligatoirement les données 4D du patient pour le construire.

Ce n’est pas le cas pour le deuxième modèle conditionnel, où les auteurs rajoutent une hypothèse de corrélation entre la surface cardiaque à la fin de la diastole et le mouvement cardiaque. Cela donne une première estimation du mouvement de la surface cardiaque du patient en utilisant sa surface cardiaque en fin de diastole et la relation de corrélation. La variance de l’erreur commise est estimée, et le modèle de mouvement (personnalisé) est construit comme la première estimation et une combinaison linéaire des composantes principales de la variance. Pour ce modèle, il n’est donc pas nécessaire d’avoir les données 4D du patient.

2.2.5 Conclusion

Après le parcours rapide de l’état de l’art du recalage 3D/2D des vaisseaux, le constat établi est que, mis à part (Baka et al., 2014), aucune méthode n’a tenté de déformer la structure 3D afin de suivre le mouvement cardiaque le long d’un cycle.

Les méthodes ont, soit limité la déformation à un vaisseau (Groher et al., 2009a), soit testé la déformation sur une unique trame (Liu et al., 2017), soit cherché une déformation 2D (Gatta et al., 2011) ce qui ne va pas dans le sens de l’intérêt clinique d’ajouter une perception 3D aux données 2D.

De plus, (Baka et al., 2014) utilise pour orienter sa déformation un modèle réduit de mouvement appris grâce à des données 4D CT. D’une part, l’acquisition de ces données est loin d’être systématique, d’autre part, cette approche fait l’hypothèse de la reproductibilité du mouvement cardiaque entre l’acquisition du

scanner 4D et les acquisitions per-opératoires, ce qui est contestable. En effet, les conditions pharmaco-chimiques diffèrent. Durant l'acquisition du scanner CT 4D, un bêta-bloquant sera injecté ce qui aura tendance à ralentir le rythme cardiaque, alors que l'injection de contraste aura un effet d'hyperhémie.

De façon intéressante, (Shechter et al., 2002) a établi une méthode de déformation de la structure 3D le long du cycle cardiaque en s'aidant de données bi-plan. Nous nous sommes basés sur cette méthode et celle de (Benseghir et al., 2015a) pour tenter une déformation de la structure 3D le long du cycle cardiaque dans le cas 3D/2D sans modèle de mouvement préalablement appris.

Détection des artères coronaires

Contents

3.1	Introduction	38
3.2	Application context and motivations	40
3.3	Method	42
3.3.1	Recall on Hessian-based methods	42
3.3.2	Projected vessel model	44
3.3.2.1	Experimental study on the projected vessel model	45
3.3.2.2	Discussion	47
3.3.3	X-ray projection dedicated method	49
3.3.3.1	Filtering	49
3.3.3.2	Valued centerlines	50
3.3.3.3	Centerline-based hysteresis-like thresholding	51
3.4	Experiments and results	53
3.4.1	Data description	53
3.4.2	Threshold calculation	54
3.4.3	Ground truth and quality measures	54
3.4.4	Parameters	55
3.4.5	Results	56
3.5	Discussion and conclusion	59

Comme expliqué dans l'introduction, notre but est de recalculer l'ensemble des lignes centrales de vaisseaux issues du scanner 3D sur l'ensemble des lignes centrales de vaisseaux issues de la séquence angiographique 2D. Lors de la mise en œuvre de ce recalage nous nous sommes aperçus que la méthode de segmentation d'image angiographique 2D utilisée dans la thèse précédente ([Benseghir et al., 2015a](#)), ne détectait pas suffisamment les lignes centrales. Nous avons alors décidé de nous attaquer à ce problème afin d'améliorer les résultats. Ce chapitre est rédigé sous la forme d'un article de journal avec l'intention de le soumettre à

IJCARS.

Dans un premier temps, nous avons fait un constat. Les images angiographique sont généralement rehaussées, avant l'extraction des lignes centrales, par des méthodes basées hessienne (dont la méthode issue de (Benseghir et al., 2015a)). Nous avons analysé deux d'entre elles, celle de (A. Frangi et al., 1998), et de (Krissian et al., 2000). Celles-ci ont été initialement faites pour les images de vaisseaux 3D, et permettent de rehausser de façon uniforme l'ensemble des vaisseaux. Ces deux méthodes, estiment le passage de l'application 3D à la 2D trivial. Cependant, nous avons démontré, grâce à un modèle de vaisseau analytique, que la propriété de rehaussement uniforme des vaisseaux n'était plus vérifiée en 2D. La cause étant l'effet de projection, et sera analysée plus amplement dans ce chapitre. Cette propriété est d'autant plus utile pour les images angiographique car des structures ressemblantes aux vaisseaux comme les côtes ou le bord du diaphragme peuvent être présentes, et leurs réponses peuvent, dans ce cas, facilement se confondre avec celles des vaisseaux.

A partir de ce constat, nous sommes partis des fonctions de rehaussement des deux méthodes pour en faire une nouvelle ayant cette propriété.

Enfin, de manière à automatiser complètement la segmentation nous avons expérimentalement établi un lien entre les paramètres physique du rayonnement X mis en oeuvre pour acquérir l'image et la valeur du meilleur seuil à appliquer.

3.1 Introduction

Percutaneous Coronary Intervention (PCI) is a minimally invasive procedure which is used to treat coronary artery narrowing. The physician intervenes on the patient under the guidance of an X-ray imaging system. Several imaging techniques are developed to assist the operator in the difficult process of navigation and reduce contrast injection. For example, the roadmap technique is used to superimpose the injected vessels on non-injected frames which allows the physicians to navigate without contrast injection (Piayda et al., 2018). The reconstruction technique consists in computing a 3D model of the vessels thanks to two (or more) projection images (Çimen et al., 2016). The aim is to perform a 3D analysis of the vessel including the geometry and the estimation of functional parameters similar to FFR (Tu et al., 2016). The pre-interventional Computed Tomography Angiography (CTA) may also be available and registered on the X-ray projection images. By doing this, the physicians could take advantage of vessels 3D localization but also visual assessment of the coronary wall. Those techniques involve algorithm with multiple steps, one of the first being centerlines extraction. However, automatic coronary centerline extraction is still challenging as many difficulties appear: the high degree of anatomical variations of vessels (quantity, shape, radius, ...) which are often surrounded by other structures (ribs, diaphragm, ...), and also intrinsic limitations of the imaging modality, which result in noisy images with poor contrast in some cases and also non-uniform intensity within vessels. These difficulties are variable among images, since the imaging situation vary largely from one acquisition to the other. Important sources of variations are the patient body mass index, the imaging

angulations, but also the operator choices in tuning the imaging equipment. We observe along the time a tendency to lower the amount of dose employed for imaging (Georges et al., 2018). This evolution results from both improvement in system design but also changes in operator’s imaging strategy.

Vessel segmentation has been widely addressed in the literature. The interested reader can find in (Kirbas & Quek, 2004) a comprehensive review of a large number of methods. Among these, the filter-based approaches are the most appealing to detect centerlines, since they usually are designed to yield a maximal response at the center of the vessel, and to discard non-vessel-like structures.

Recently Zhao et al. (Zhao et al., 2018) chose a 2D quadrature filter for 2D/3D vessels. They propose to use the weighted geometric mean of the blurred and shifted responses of the quadrature filter expecting increasing tolerance to vessels with irregular appearance. Zhang et al. (Zhang, Zhang, Zhang, & Karray, 2010) proposed matched filter (MF) to extract retinal blood vessels. As MF respond not only to vessels, MF responses are coupled with the first-order derivative of Gaussian responses which is anti-symmetrical for vessels and symmetrical for non-vessels. Tayebi et al. (Tayebi et al., 2014) applied Starlet wavelet transform to extract coronary vessels claiming to miss less thin arteries than the state of the art.

Vessels being oriented structures, a large number of methods try to catch their orientation to design adapted response calculation. Therefore, a large class of filtering methods employs, for 3D cases, the analysis of Hessian matrix since its eigenvectors enable differentiation between rounded, tubular, and planar structures.

This has first been proposed by Koller (Koller et al., 1995) for 2D vessels, the computed response was based on the contour response at vessel edges. This seminal article was followed by (Lorenz, Carlsen, Buzug, Fassnacht, & Weese, 1997 ; Sato et al., 1997) which both addressed 3D vessel segmentation and where both responses were based on the Hessian eigenvalues. On the one hand, using Hessian eigenvalues was definitively popularized by Frangi et al. (A. Frangi et al., 1998), who has proposed a vesselness function for 2D and 3D tubular structures which is nowadays widely used. On the other hand, Koller’s seminal work has been extended to 3D by Krissian et al. (Krissian et al., 2000), and its 2D version was applied on X-ray projections in (Blondel et al., 2006). Schneider et al. (Schneider & Sundar, 2010) starts from eigenvalues and eigenvectors to extract coronary vessels in angiographic images. Frangi vesselness was applied to select relevant structures, and then, by numerical integration of the directional vector field obtained from eigenvectors, compute the final streamlines.

Hessian-based methods are still studied. Zhou et al. define a vesselness function for 3D pulmonary vessels in CT images (Zhou et al., 2007). Their motivations were a better bifurcation detection and to avoid lymphoid tissues high response which are plate-like structures. In the same direction, Jerman et al. (Jerman et al., 2016) compared different enhancement function of vascular structures in 3D and 2D angiographic images, and finally proposed a new enhancement function claimed to perform better on bifurcations, but also less dependent to image intensity variations (such variations could occur within a vessel because of contrast

loss). Hernandez-Vela et al. (Hernandez-Vela et al., 2012) use as a first step a classic Hessian-based enhancement function to apply in the sequel a graph-cut method in order to detect centerlines and catheter on coronary vessels in angiographic images. Some other methods do not only use the Hessian matrix, Jiang et al. (Jiang, Ji, & McEwen, 2006) use Weingarten matrix which is a combination of first and second order derivatives. Finally, (Fan et al., 2018) has recently used a deep-learning-based method for coronary segmentation by using multichannel fully convolutional networks.

Most of the approaches presented here were primarily designed to extract 3D vessels and then claimed easy applicability on 2D images. They do not consider the projective effect on vessels contrast which considerably deteriorate the final result. Here is presented a method of centerline extraction adapted to coronary in X-ray projective images. Sec. 3.2 presents the application context and motivations. Sec. 3.3 details the proposed model-based methodology: it recalls two Hessian-based filters and analyses their behavior on a projected vessel analytic profile. This enables to propose a dedicated filter. This section also introduces a component-based hysteresis thresholding suitable for vessel extraction. An approach derived from consideration on the physics of X-ray imaging is introduced in Sec. 3.4 to automatically determine thresholds. The same section presents also experiments and results.

3.2 Application context and motivations

Angiographic X-ray images exhibit various vessels of different sizes. They can be crossed by others or even splitted. This phenomena gives various types of bifurcations: the two daughter branches are clearly separated if their angle is of thirty degrees or above in the observed projection or they can superimpose in the projection if they run parallel. Such situation does not occur in 3D imaging modalities. In X-ray projection, it is common that the geometry of the projection causes this superposition of the two child vessels of the same mother vessel. Among that, other anatomical structures are present in superposition or not to the vessels. Last but not least, they can look like vessels, as ribs, or have really contrasted borders, as diaphragm or pericardium (see Fig. 3.1a).

From an image quality standpoint, a large variability of contrast-noise ratio is encountered (see Fig. 3.1a vs Fig. 3.1b). This is due to X-rays physics. Noise increases drastically with the amount of tissue to be traversed by the X-ray beam which depends on patient thickness and chosen angulation. X-ray exposure parameters shall be adapted continuously which is done automatically by a software module of the equipment. It adjusts the X-ray exposure parameters as the kilovoltage peak (kVp) or the milliamperere-second (mAs) according to the image content. Change in these parameters has also consequences on the image contrast.

To detect the vessel centerlines, the proposed approach is made of two steps: a filtering step and vessel centerlines extraction step.

- The goal of the filtering step is to enhance every vessel to facilitate the second step of vessel centerline extraction. One requirement is to get a

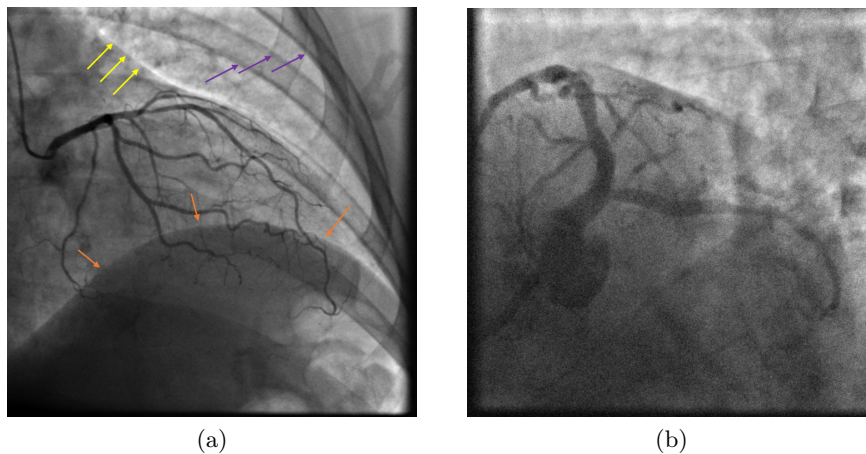


Figure 3.1 – (a) One angiographic image with ribs, diaphragm and pericardium particularly visible respectively on the upper right part (purple arrows), the bottom part (orange arrows), and upper left part (yellow arrows). (b) One angiographic image in a spider view.

maximum of response at the vessel center (as in (Krissian et al., 2000 ; A. Frangi et al., 1998)). Indeed, the determination of the centerline requires identifying curves at the center of the vessel which is done by selecting points with an intensity larger than the other points which are not on these curves. This step is additional with respect to a more limited objective of vessel enhancement.

Filters such as (A. Frangi et al., 1998 ; Krissian et al., 2000) are designed in a multiscale framework, so their responses should also be independent of the vessel radius. However, since small vessels appear generally less contrasted than the larger ones, both approaches deliver lower responses for small vessels. Such a behavior is dramatically exacerbated in 2D X-ray images (see Sec. 3.3.2.1) and motivates the design of a dedicated filter whose response does not depend on vessel radius.

The 3D filter issued from the model-based approach of (Krissian et al., 2000) has a response linearly proportional to the image intensity at the vessel center. Under the assumption that the contrast agent density is uniform among all vessels, it thus yields comparable response for vessels of all radii. 3D Frangi's filter (A. Frangi et al., 1998) is built to be invariant with respect to scale, so its response should also be independent of the vessel radius.

- A non-maxima suppression step on the filtering response ends up with a valued image of centerlines. To binarize them, thresholding is the simplest approach and the threshold to be used is expected to separate the correct structures versus the spurious ones. Obviously, its performance is dictated by the separation operated in the filtering step between vessel and non vessel structures.

It is proposed to take advantage of the structural classification induced by

the non-maxima suppression. Indeed, the resulting connected components are made either of vessel points or of non-vessel points, but very rarely mixed both of them. Therefore, each connected component is given a value to enable it to be thresholded, which allows to introduce a component-based thresholding.

Last, part of vessel may not be detected because of loss of contrast, bifurcations or stenosis. Disconnected parts may have low values similar to those of non-vessel components. To recover them, geometric consideration of vicinity to a first set of identified vessels are used in a component-based hysteresis thresholding.

For per-operative X-ray images, an automated choice of the threshold is required. Definition of the threshold from an expected proportion of detected structures is hardly feasible since the number of imaged vessels is highly variable (it depends on the injection of contrast agent, the targeted vasculature, the angulation, etc.). So it seems preferable to use pre-determined global thresholds. To adapt to the imaging parameters, we calibrated the response of the proposed filter with respect to the main imaging parameter (kVp).

3.3 Method

3.3.1 Recall on Hessian-based methods

Here, two methods of choice, namely Frangi's and Krissian's ones (A. Frangi et al., 1998 ; Krissian et al., 2000), denoted respectively by \mathcal{F} and \mathcal{K} , are briefly detailed. Although proposed in a 3-D context, these two methods can easily be adapted to 2-D images. In the sequel, it will demonstrate that these two methods are limited for X-ray projective image.

Hessian-based image analysis is well adapted to the search of locally tubular structures. The idea is to determine the second order local shape of the surface formed by the intensity of the image and to compare its properties to the shape that will be generated by a locally tubular structure. The similarity is evaluated through the eigenvalues and eigenvectors of the Hessian matrix $\mathbf{H}(I)$ of the image I . A point of the image is noted by its coordinate $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$ and then:

$$\mathbf{H}(I) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_2 \partial x_1} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x_1 \partial x_2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x_2^2} \end{pmatrix}$$

We denote λ_1 and λ_2 its eigenvalues and v_1 and v_2 the associated normalized eigenvectors (without loss of generality, it is assumed $|\lambda_1| < |\lambda_2|$). The centerline points of a dark tubular structure over a bright background will be characterized by $|\lambda_1| \simeq 0$ and $|\lambda_2| > 0$ while \mathbf{v}_1 indicates the direction of the tubular structure. The eigenvalues λ_i are the second derivatives along the directions \mathbf{v}_i

$$\lambda_i = \frac{\partial^2 I}{\partial \mathbf{v}_i^2} = \mathbf{v}_i^t \mathbf{H}(I) \mathbf{v}_i$$

To better characterize the existence of a tubular structure at a point of the image, Frangi proposed a response function based on the eigenvalues λ_i (A. Frangi et al., 1998).

$$R_{\mathcal{F}} = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_2 < 0 \\ e^{-\frac{R_B^2}{2\beta^2}} (1 - e^{-\frac{S^2}{2c^2}}) & \text{else} \end{cases}$$

with $R_B = \frac{\lambda_1}{\lambda_2}$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$, β and c being user-defined constant (see (A. Frangi et al., 1998) for a discussion about their values).

The application of this filter to an image delivers a vessel enhanced image. This approach requires the computation of the image derivatives which is achieved by the convolution of the image with the derivative of a 2D Gaussian function, \mathcal{G}_σ .

$$\text{e.g. } \frac{\partial}{\partial x} I = I * \frac{\partial}{\partial x} \mathcal{G}_\sigma \quad \text{with} \quad \mathcal{G}_\sigma(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{\mathbf{x}^t \mathbf{x}}{2\sigma^2}}$$

Since the image may contain tubular structures of various widths, a multi-scale approach is proposed in (A. Frangi et al., 1998). The response function at several scales are computed and combined with a max operation, assuming that the maximum of response will be reached at the scale corresponding to the structure width. Second derivatives computed at different scales shall be compared. Lindeberg (Lindeberg, 1994) proposed the notion of γ -derivative to address this point:

$$\frac{\partial_\sigma}{\partial x} I = \sigma^\gamma \frac{\partial}{\partial x} I \quad (3.1)$$

The exponent γ manages how the different scales represented by σ are renormalized to be comparable. In his work, Frangi has retained $\gamma = 1$.

Hence, Frangi method comes to compute the Hessian with γ -derivatives, then the eigenvalues $\lambda_{\sigma,1}$ and $\lambda_{\sigma,2}$ and associated eigenvectors $\mathbf{v}_{\sigma,1}$ and $\mathbf{v}_{\sigma,2}$, and the response at each scale $R_{\sigma,\mathcal{F}}$. The scale yielding the maximal response is calculated at each pixel \mathbf{x}

$$\hat{\sigma}_{\mathcal{F}}(\mathbf{x}) = \arg \max_{\sigma} R_{\sigma,\mathcal{F}}(\mathbf{x})$$

as well as the maximum response $R_{\hat{\sigma}_{\mathcal{F}},\mathcal{F}}(\mathbf{x})$.

While using also the Hessian to identify the direction of potential tubular structures, Krissian (Krissian et al., 2000) proposed to build a response function upon the image first directional derivatives, computed along the direction $\mathbf{v}_{\sigma,2}$ at a distance $\theta\sigma$ from the potential centerline, θ being a coefficient of proportionality that depends on the a priori vessel intensity profile. This response function aims to "capture" the edges of the tubular structure. Developed for the analysis of volume data, the direct adaptation to image data turns to be:

$$\begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_{\sigma,2} < 0 \\ \sum_{j \in \{-1,1\}} \nabla_\sigma(I(\mathbf{x} + \theta\sigma j \mathbf{v}_{\sigma,2})) \cdot j \mathbf{v}_{\sigma,2}^t & \text{else} \end{cases}$$

As in (Blondel et al., 2006), the following formulation is retained: the minimum with respect to the two sides of the tubular structure.

$$R_{\sigma,\mathcal{K}}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_{\sigma,2} < 0 \\ \min_{j \in \{-1,1\}} \nabla_\sigma(I(\mathbf{x} + \theta\sigma j \mathbf{v}_{\sigma,2})) \cdot j \mathbf{v}_{\sigma,2}^t & \text{else} \end{cases} \quad (3.2)$$

Structures with a well marked edge running parallel to a false candidate vessel are not enhanced. Again, as in (A. Frangi et al., 1998), the scale yielding the maximal response is calculated at each pixel \mathbf{x}

$$\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}(\mathbf{x}) = \arg \max_{\sigma} R_{\sigma, \mathcal{K}}(\mathbf{x})$$

as well as the maximum response $R_{\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}, \mathcal{K}}(\mathbf{x})$ (denoted $\hat{R}(\mathbf{x})$ in the sequel).

These two approaches, Frangi and Krissian, provide a maximum response along the perpendicular axis of the considered vessel at its center. The method of Non Maxima Suppression (NMS) (Canny, 1986) is thus perfectly suited to extract centerlines. It consists in setting every pixel \mathbf{x} to 0 except those which respect the condition: $\hat{R}(\mathbf{x}) \geq \hat{R}(\mathbf{x} \pm \mathbf{v}_{\sigma, 2})$.

3.3.2 Projected vessel model

Let I be an X-ray projective image. The intensity of this image results from the integration of the X-ray attenuation, due to matter crossed by the X-ray beam, between the X-ray source and each individual pixel of the detector. The presence of the iodine-based contrast media causes a locally higher absorption of the incident X-ray beam. This physics of X-ray imaging is described by the Beer-Lambert law, $I = I_0 e^{(-\int \mu(X) dX)}$, where I_0 is the intensity of the incident X-ray beam and the integral of $\mu(X)$ is the physical absorption of the X-ray beam at point X situated on the considered ray. The scatter, which adds up to the image as a low or very low frequency component, is neglected. So it does not play a direct role at the scale where the vessels show up.

The study of a simple analytic model of the vessel projection and the response to the different filters discussed above seems useful. Let the vessel be straight and a line in the image plane perpendicular to a vessel axis. The set of points along this line can be represented by their abscissa x (this situation is depicted in Fig. 3.2a). Considering μ_v the linear absorption of the contrast agent filling the vessel \mathcal{V} , μ_b the linear absorption of background \mathcal{B} tissue, S the source, and Sx the set of points on the line between S and x , the image intensity on this vessel can be expressed with this equation:

$$I(x) = I(0) \cdot e^{-\left(\int_{\{Sx\} \cap \mathcal{B}} \mu_b(X) dX \right) + \int_{\{Sx\} \cap \mathcal{V}} \mu_v(X) dX}$$

$$\log(I(x)) = \log(I(0)) - \left(\int_{\{Sx\} \cap \mathcal{B}} \mu_b(X) dX + \int_{\{Sx\} \cap \mathcal{V}} \mu_v(X) dX \right)$$

Considering that the background is locally uniform and by applying the logarithm, the intensities are proportional to the vessel thickness. Assuming a circular section and a uniformly spread contrast media filling the vessel, the analytic vessel profile evaluated in x , centered in x_0 , with r as radius is:

$$v(x) = \begin{cases} v_b - 2\mu_v \sqrt{r^2 - (x - x_0)^2} & \text{for } x \in [x_0 - r, x_0 + r] \\ v_b & \text{elsewhere} \end{cases}$$

Without loss of generality, let the background value $v_b = 0$ and $\mu_v = 1$. An example of an analytic vessel profile is depicted in Fig. 3.2b.

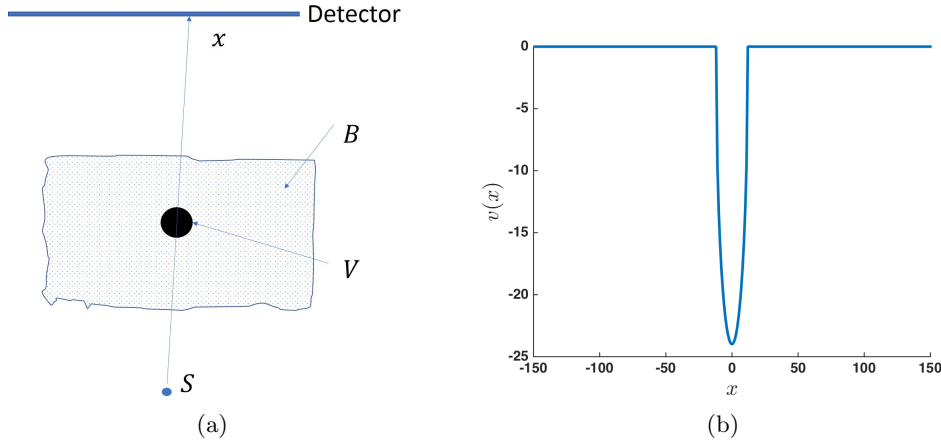


Figure 3.2 – (a) Schema of the vessel profile acquisition, with \mathcal{V} the vessel, \mathcal{B} the background and x a point on detector. (b) Analytic vessel profile, $r = 12$, and $x_0 = 0$.

3.3.2.1 Experimental study on the projected vessel model

Analysis of Frangi’s filter Figure 3.3 presents the findings when processing the proposed analytic profile with Frangi’s filter. Since $\lambda_{\sigma,1}$ is null, $R_{\sigma,\mathcal{F}}$ only depends on $\lambda_{\sigma,2}$. Fig. 3.3a presents the second eigenvalue $\lambda_{\sigma,2}$ obtained at several scales for one vessel. As expected, one of the considered scales is larger than the others at x_0 . In the following, these elements are studied: the value of the maxima and the scale which corresponds to the maximum. Fig. 3.3b represents the value $\lambda_{\sigma,2}$ for different vessel radii. It is reported as a function of the optimal scale determined for the considered vessel. It demonstrates that the maximal $\lambda_{\hat{\sigma}_{\mathcal{F}},2}$ at the vessel center is a linear function of the optimal scale $\hat{\sigma}_{\mathcal{F}}(\mathbf{x}_0)$. As in Fig. 3.3c, which represents the optimal scale in function of the actual vessel radius r , the optimal scale is a linear function of r .

$$\hat{\sigma}_{\mathcal{F}} = 0.83r + 0.06$$

From Eq. 3.1, the relation $\lambda_{\sigma,2} = \sigma^{2\gamma}\lambda_2$ is deduced. Fig. 3.3b suggests that equalizing the response over vessels of various radii could be simply achieved by choosing $\gamma = 0.5$. Although appealing, such a choice causes spurious $\lambda_{\sigma,2}$ maxima to occur at vessel boundaries for small values of σ , as demonstrated by Fig. 3.3d, which depicts the second derivative $\lambda_{\sigma,2}$ obtained at several scales for one vessel with $\gamma = 0.5$.

Analysis of Krissian’s filter Krissian’s filter response is defined to be the cross-product of the image first derivative at a given distance along the profile perpendicular to the vessel axis as determined from the eigenvectors of the Hessian matrix. This distance depends on the scale. Fig. 3.4a presents the distance d of the maximum of first derivative to the vessel center with respect to the optimal detection scale $\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}$ computed for the analytic vessel model described above instantiated with various radii. The value of the distance deduces as $d = 1.57\hat{\sigma}_{\mathcal{K}} - 0.004$

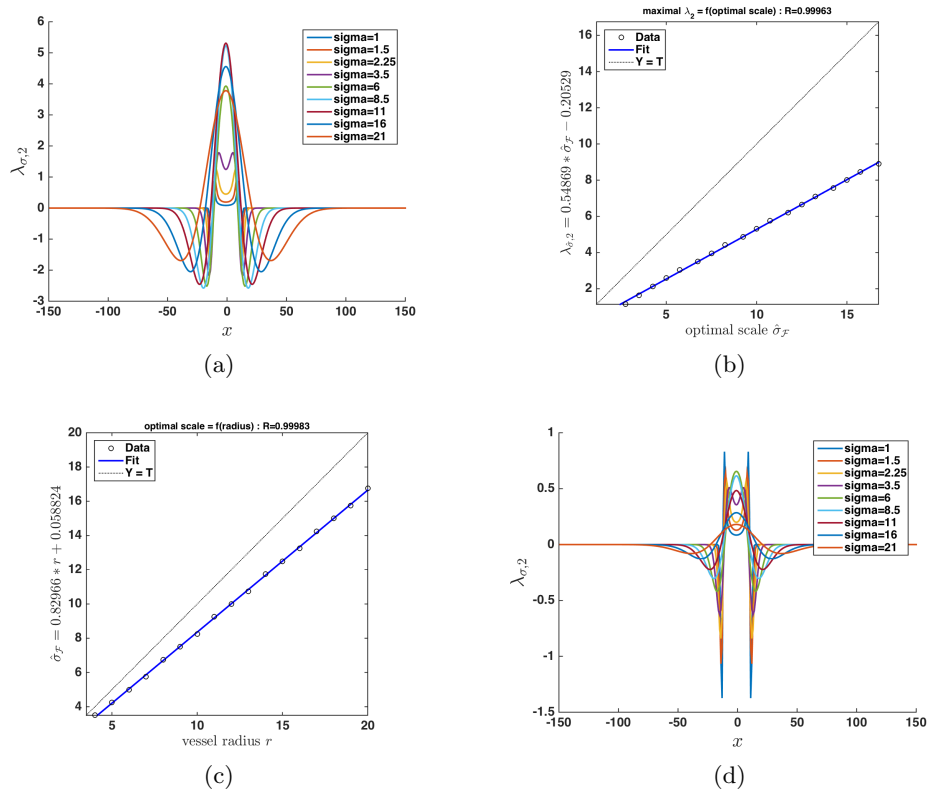


Figure 3.3 – (a) $\lambda_{\sigma,2}$ at various σ for a vessel of radius 12, with $\gamma = 1$. (b) The maximal $\lambda_{\hat{\sigma}_F,2}$ at the vessel center with respect to detection scale for various vessel radii. (c) The true vessel radius with respect to the detection scale. (d) $\lambda_{\sigma,2}$ at various σ for a vessel of radius 12, with $\gamma = 0.5$.

gives the estimation of $\theta = 1.57$ (see Eq. 3.2) that will be used in all experiments. Fig. 3.4b presents the response $R_{\sigma,\mathcal{K}}$ obtained at several scales for one vessel. One of the considered scales is larger than the others at x_0 .

From the computation of the Krissian’s filter for vessels of various radii, Fig. 3.4c presents the final response $R_{\hat{\sigma}_{\mathcal{K}},\mathcal{K}}(\mathbf{x}_0) = \max_{\sigma} R_{\sigma,\mathcal{K}}(\mathbf{x}_0)$ in function of the optimal scale $\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}(\mathbf{x}_0)$ and demonstrates a linear relation. Moreover, Fig. 3.4d presents the optimal scale in function of the actual vessel radius r and demonstrates also a linear relation, which is:

$$\hat{\sigma}_{\mathcal{K}} = 0.55r - 0.22$$

and the following relationship between the detection scales stands

$$\hat{\sigma}_{\mathcal{K}} = 0.66\hat{\sigma}_{\mathcal{F}} - 0.26 \quad (3.3)$$

at the vessel center. For the analytic profile which models the appearance of a vessel in X-ray projection, the optimal scale determined with Krissian’s filter is finer than the one determined with Frangi’s filter.

Let us recall that $R_{\sigma,\mathcal{K}}$ is a first γ -derivative computed with $\gamma = 1$ (Eq. 3.2). Thus, its linear dependency with respect to σ is simply due to the multiplication with σ^{γ} . It could be made constant with respect to σ by setting $\gamma = 0$. However, such a choice causes the maximum of first derivative being reached for the smallest detection scale, hence prevents to derive a vessel radius estimation from the detection scale. Nevertheless, it suggests that dividing *afterwards* the response $R_{\hat{\sigma}_{\mathcal{K}},\mathcal{K}}$ by the scale $\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}$ equalizes the response for vessels of different radii.

3.3.2.2 Discussion

From section 3.3.2.1, it appeared that Krissian’s filter had responses proportional to the vessel radius. Modifying a posteriori the computed responses by dividing it by the optimal scale equalizes them with respect to the vessel radii. Although, as shown by Eq. 3.3, for a given vessel the optimal detection scale determined by Krissian’s filter is finer than the one determined by Frangi’s filter. This fact suggests that the former is more sensitive to noise/non-uniformity of contrast.

Moreover, using Pizer’s classification (Pizer, Eberly, Fritsch, & Morse, 1998), Krissian’s filter is an *offset medialness method* since it is only based on first derivative of vessel’s border, while Frangi’s one is a *central medialness method*.

Offset medialness methods are sensitive to irregular borders or nearby passing structures that may affect the first derivative computation. This behavior impedes on the proportional relation between the optimal scale and the actual radius. The consequences are a less uniform response (after division by the optimal scale) along a vessel and a fragmented set of centerlines obtained after the NMS step which can be problematic for the next thresholding step. This situation is depicted on a real case on Fig. 3.5 on which is shown the value of the optimal scale at detected maxima localization. One can notice a global non-regularity among optimal scale values for Krissian’s filter comparing to Frangi’s filter along the central vessel which seems to have a constant radius, but also disconnected

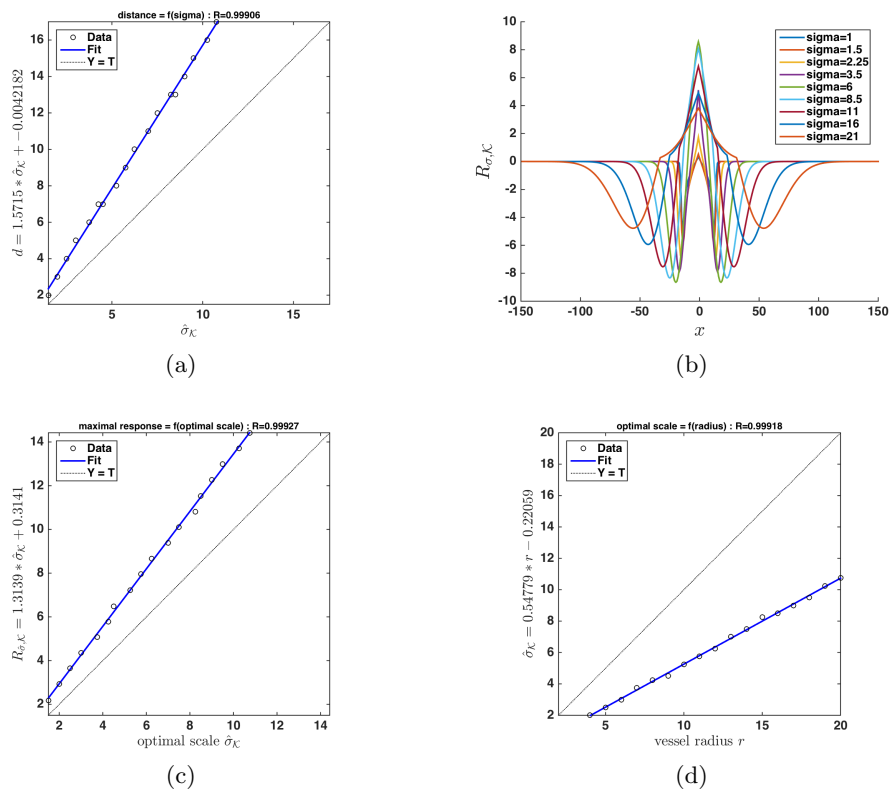


Figure 3.4 – (a) Distance from the vessel center to the maximum of first derivative with respect to the optimal detection scale. (b) $R_{\sigma, \mathcal{K}}$ at various σ for a vessel of radius 12, with $\gamma = 1$. (c) Correlation of $\max_{\sigma} R_{\sigma, \mathcal{K}} = R_{\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}, \mathcal{K}}$ at the vessel center with respect to detection scale $\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}$ for various vessel radii. (d) Correlation of the true vessel radius with the detection scale.

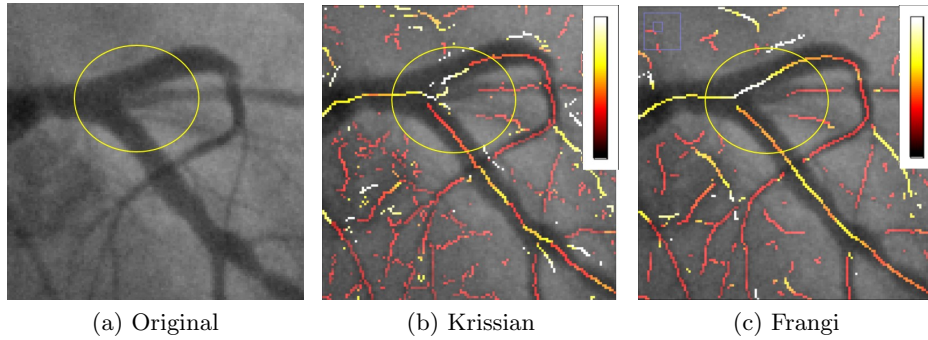


Figure 3.5 – (a) ROI of an angiographic image. (b) ROI of an angiographic image with in overlay the Krissian’s filter optimal scale values at every maxima localization computed after applying NMS on Krissian’s filter responses. (c) ROI of an angiographic image with in overlay the Frangi’s filter optimal scale values at every maxima localization computed after applying NMS on Frangi’s filter responses.

maxima centerlines like the ones in the yellow circle due to the presence of a neighboring vessel.

This suggests that it is desirable to design a filter with maxima located as the Frangi’s ones, while having the Krissian response to get rid of the dependency with respect to the vessel radius afterwards.

3.3.3 X-ray projection dedicated method

3.3.3.1 Filtering

From the conclusions of the experimental study with the projected vessel model, it is proposed to compute a Krissian-like vessel radius independent response onto maxima from Frangi filter. More precisely, it is made of the following steps depicted in Fig. 3.6 on one vessel.

1. The Frangi multiscale response (Sec. 3.3.1) is computed with its associated optimal scale $\hat{\sigma}_{\mathcal{F}}$. After the non-maxima suppression (NMS), we end up with a valued maxima image.
2. For each non-zero point (Fig. 3.6(b)) \mathbf{x} of the Frangi maxima image, the corresponding Krissian scale $\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}(\mathbf{x})$ is directly derived from the $\hat{\sigma}_{\mathcal{F}}(x)$ (Eq. 3.3). This allows to compute Krissian response at its optimal scale (Fig. 3.6(c) in blue). To get the optimal response (Fig. 3.6(c) in orange), Krissian response is divided by the optimal scale to get rid of the linear dependency with respect to the radius. Eq. 3.4 summarizes these different elements:

$$\hat{R}(\mathbf{x}) = \min_{j \in \{-1,1\}} \frac{1}{\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}(\mathbf{x})} \nabla_{\hat{\sigma}_{\mathcal{K}}(\mathbf{x})}^t (I(\mathbf{x} + \theta \hat{\sigma}_{\mathcal{K}}(\mathbf{x}) j \mathbf{v}_{\hat{\sigma}_{\mathcal{F}}(\mathbf{x}),2}) j \mathbf{v}_{\hat{\sigma}_{\mathcal{F}}(\mathbf{x}),2}) \quad (3.4)$$

The direction $\mathbf{v}_{\hat{\sigma}_{\mathcal{F}}(\mathbf{x}),2}$ is the one calculated at Frangi’s optimal scale.

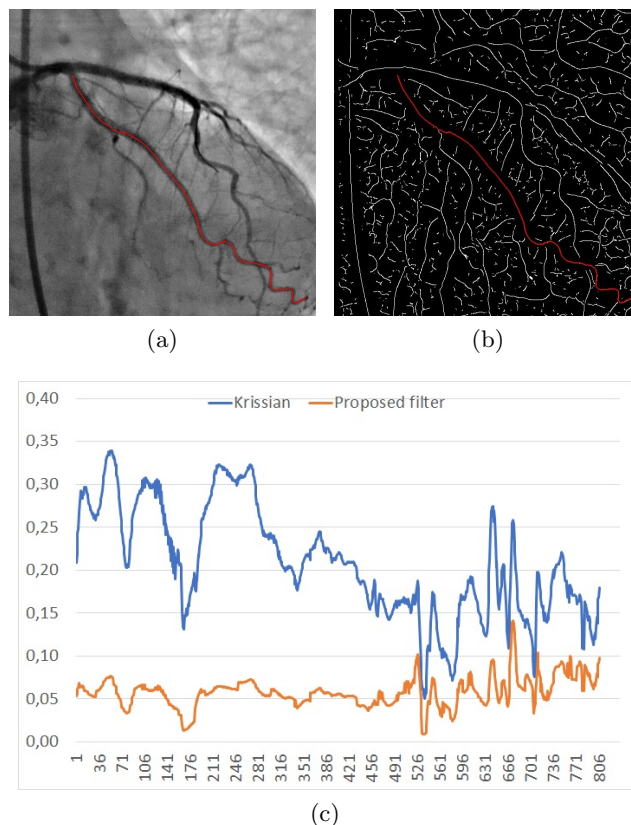


Figure 3.6 – (a) An angiographic image with in overlay (red) one vessel. (b) Maxima of Frangi's filter responses with in overlay the same vessel. (c) Responses of Krissian's filter (blue) and the proposed filter (orange) along the vessel's maxima, from proximal to distal.

3.3.3.2 Valued centerlines

The non-maxima suppression selects pixels that are grouped in connected components (e.g. Fig. 3.5). It can be observed that they are made either of vessel points or of non-vessel points, but very rarely mixed both of them. It can then be desirable not to select the non-maxima on a pixel basis, but rather to select entire components. Each component has to be valued in order to enable threshold-based selection methods.

Although the proposed filter has been designed to equalize responses across vessel radii, there is still some response variation along a vessel (see Fig. 3.6), which may be due to many causes (loss of contrast, stenosis, etc.). To address this difficulty, it has been chosen to use median response value along vessel part of length l_{med} .

First, the centerlines, which will be denoted $v_i \in \mathcal{V}$, have been individualized with an edge following method (Giraudon, 1987a), that turns the connected components into series of connected points.

Second, a contrast value $c(v_i)$ is associated to each centerline. If the centerline

length $l(v_i)$ is smaller than l_{med} , its contrast value $c(v_i)$ is the median value of all the responses \hat{R} along the centerline. If the centerline is longer than l_{med} , median values are computed for a moving window of length l_{med} along the centerline, and their maximum is retained as the contrast value. This allows to have a high contrast value, even if a long centerline contain numerous low-contrasted points.

3.3.3.3 Centerline-based hysteresis-like thresholding

The centerline contrast value designed above allows to select well-defined vessel centerlines, but vessels of small length may still have a contrast value similar to those of spurious centerlines. Such a difficulty can be addressed by a multiple thresholds approach, as the well-known hysteresis thresholding (Canny, 1986) that uses a couple of thresholds. It consists in expanding the result of a first conservative selection into the set defined by a less-conservative selection.

Then, a first set \mathcal{V}_{high} of well-defined centerlines is extracted: their length has to be longer than l_{min} and their contrast has to be higher than a threshold t_{high} . l_{min} is chosen so that most of the noise is removed as it is mostly a set of short centerlines. t_{high} shall be defined to select mostly true vessel centerlines. A second set \mathcal{V}_{low} whose membership to vessel set is more uncertain is also defined with a second threshold $t_{low} < t_{high}$.

$$\begin{aligned}\mathcal{V}_{high} &= \{v \in \mathcal{V} \mid l(v) \geq l_{min} \ \& \ c(v) \geq t_{high}\} \\ \mathcal{V}_{low} &= \{v \in \mathcal{V}, v \notin \mathcal{V}_{high} \mid c(v) \geq t_{low}\}\end{aligned}$$

The threshold choice is described in section 3.4.2. To expand \mathcal{V}_{high} into \mathcal{V}_{low} , a connexity measure between centerlines is introduced, based on the work of (Benseghir, Malandain, & Vaillant, 2015b).

More precisely, let v_h be a centerline. First, a centerline v_l is said to be a neighbor of v_h if an extremity e_2 of v_l is close enough to one extremity e_1 of v_h , i.e. $d(e_1, e_2) \leq d_{min}$.

Let consider now two neighboring centerlines v_h and v_l , $d = d(e_1, e_2)$ with e_1 and e_2 the two close extremities (Fig. 3.7). \vec{t}_1 and \vec{t}_2 are the tangents computed on those points, $e_2' = e_1 + d\vec{t}_1$ and $e_1' = e_2 + d\vec{t}_2$ two points which in case of perfect continuity between the centerlines should be close to e_1 and e_2 respectively, and at last r_1 and r_2 the radius for which e_1 and e_2 have been detected. The connexity measure is the following weighted sum:

$$a(v_h, v_l) = \alpha_1 d + \alpha_2 \widehat{(\vec{t}_1, \vec{t}_2)} + \alpha_3 (d_1' + d_2') + \alpha_4 |r_1 - r_2| \quad (3.5)$$

with d_1' and d_2' the respective distances between e_1 and e_1' , and e_2 and e_2' .

The hysteresis thresholding is finally an iterative process, which start with a vessel set $\mathcal{V}_0 = \mathcal{V}_{high}$. For each extremity e_i of each vessel $v_h \in \mathcal{V}_n$, the neighboring candidates for expansion are identified in $\mathcal{V}_{low} \setminus \mathcal{V}_n$, connexity scores are computed, and the neighboring candidate (if any) with the best score is retained for expansion and added to \mathcal{V}_n to form \mathcal{V}_{n+1} . Note that it excludes the two close extremities e_1 and e_2 from further examination. This is done until stability.

An example of a result of this step is shown in Fig. 3.8(b).

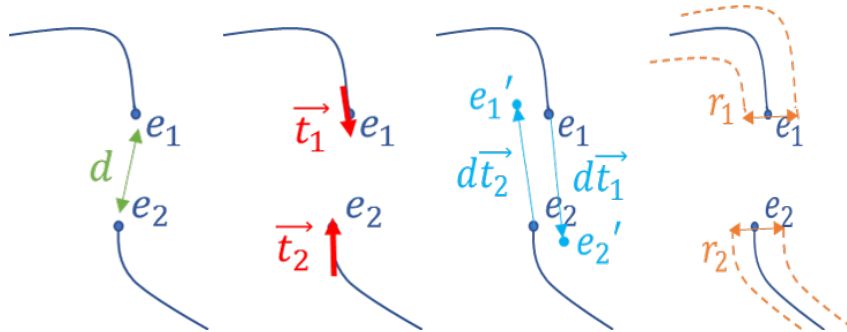


Figure 3.7 – Two centerlines with e_1 and e_2 the extremities, d the Euclidean distance between them, \vec{t}_1 and \vec{t}_2 the local tangents on their extremities, $e_1' = e_1 + d\vec{t}_1$ and $e_2' = e_2 + d\vec{t}_2$ two added points, and r_1 and r_2 the radius for which the two extremities have been detected.

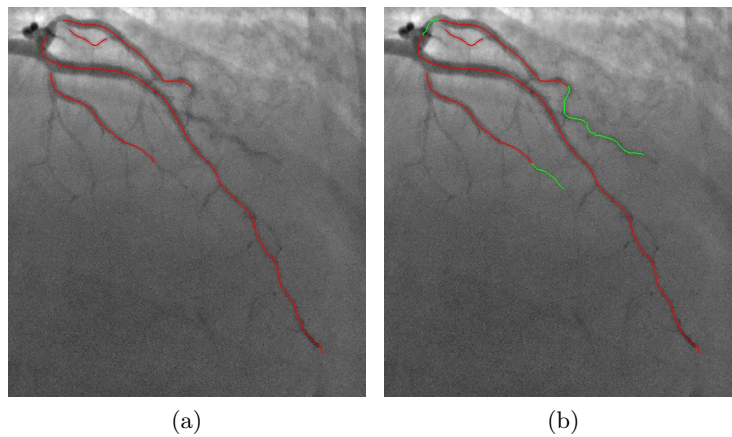


Figure 3.8 – (a) a Angiographic image within overlay the \mathcal{V}_{high} set (in red). (b) Angiographic image with in overlay the \mathcal{V}_{high} set (in red) and its expansion (in green).

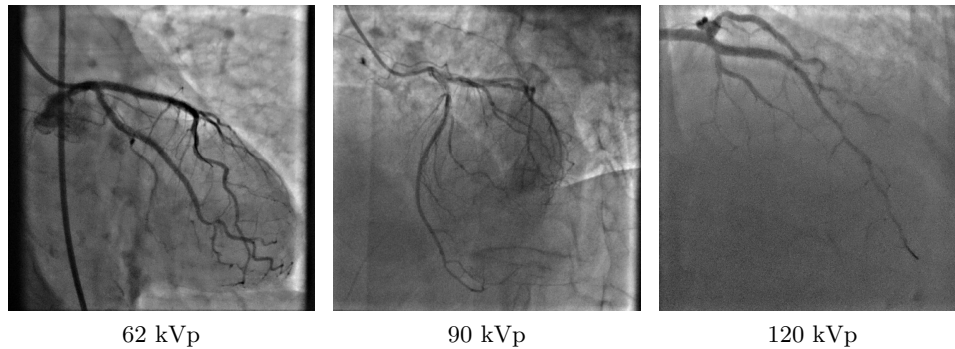


Figure 3.9 – Three angiographic images, from different patients, taken with various kVp.

3.4 Experiments and results

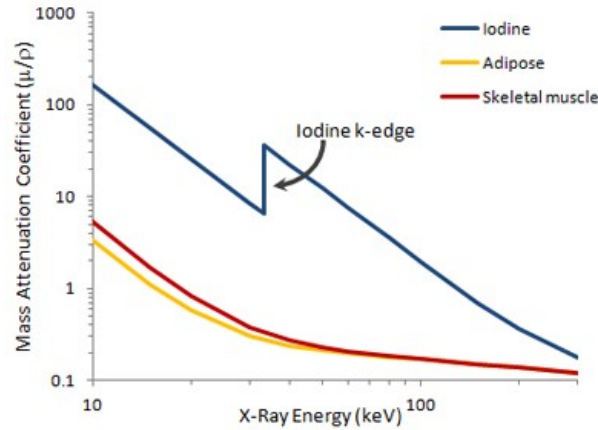
The aim is to evaluate the performance of the approach in a real-world situation. So, a database of clinical images covering a variety of situations has been built. The performance has been assessed by looking at the capability to detect vessels identified by expert user in these images while keeping as low as possible the length of the structures incorrectly classified as vessels.

3.4.1 Data description

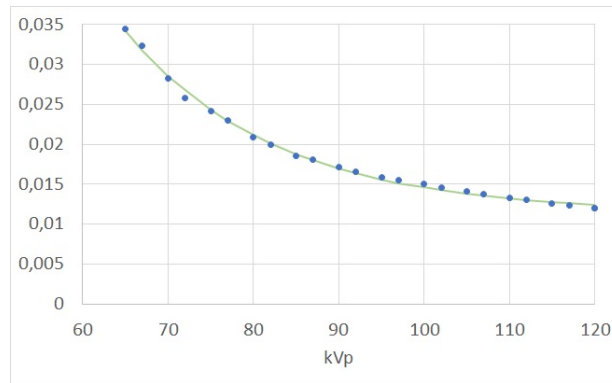
To assess the performance of the proposed approach and find the optimal algorithm parameters the method has been tuned in a first place on 25 data. In a second place, the method was tested on 30 new data whose results will be presented in the sequel. The database is formed with anonymous data collected after informed patient consent for use in this type of investigation. The images are from GE angiographic units of IGS family. The selection of the images has been done to include variety on anatomy and patient population (see Tab. 3.1) which means here mostly the patient radiological thickness. This one impacts the imaging conditions as demonstrated by the variation on the kVp across the different selected cases. In turn, this variation in kVp varies very significantly the appearance and the contrast in the image (Fig. 3.9). From each sequence the best injected frame has been chosen for the segmentation assessment.

Characteristics	Tuning data	Testing data
Number of sequences	25	30
Number of patients	17	30
Number of right coronaries	8	7
Number of left coronaries	17	23
min/max/average kVp	70/120/90	62/120/92

Table 3.1 – Data characteristics.



(a)



(b)

Figure 3.10 – (a) The curve depicts the iodine measure in function of the amount of kVp . (b) The curve depicts the chosen values of the first threshold t_{high} for each kVp , the blue points are the data points and the green curve is the approximate curve.

3.4.2 Threshold calculation

Because of the relation between the kVp and the iodine depicted in Fig. 3.10a, the thresholds can not be the same for every patients. To determine the intensity thresholds (t_{high}, t_{low}), acquisitions on a cylinder of diameter 2.5 mm under several levels of kVp were done on an angiographic unit IGS 520 (General Electric Healthcare). For each acquisition, the average response along the centerline was computed. Fig. 3.10b displays the obtained measures with the fitting curve, $t_{high}(kVp) = 0.01 + 0.89 e^{-0.06 kVp + 0.02}$. We set $t_{low} = 0.5 t_{high}$.

3.4.3 Ground truth and quality measures

To establish ground truth, an expert user has manually drawn every vessel centerlines and split them in: \mathcal{P}_{mv}^{gt} (true large vessels that are required to be detected) and \mathcal{P}_{ov}^{gt} (small vessels with a diameter below 1 mm whose segmentation is not considered as mandatory, they represent approximately 10% of the vessels).

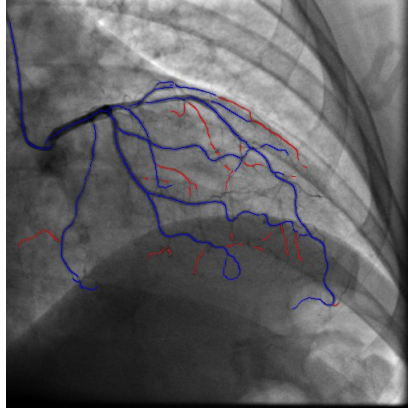


Figure 3.11 – An angiographic image with in blue, the centerlines of mandatory vessels, \mathcal{P}_{mv}^{gt} and in red, the centerlines of optional vessels \mathcal{P}_{ov}^{gt} .

Fig. 3.11 shows an example of labeled centerlines. The ground truth is compared against \mathcal{P}^d , the set of pixels which forms the segmented vessel centerlines. We then determine two subsets. In the following, $d(p, q)$ is the usual Euclidean distance between two points.

- $\mathcal{P}_{mv}^{gt,d}$: the subset of the ground truth \mathcal{P}_{mv}^{gt} (required to be detected) which is detected by \mathcal{P}^d .

$$\mathcal{P}_{mv}^{gt,d} = \left\{ p \in \mathcal{P}_{mv}^{gt} \mid \exists p' \in \mathcal{P}^d, d(p, p') < \epsilon \right\}$$

- \mathcal{P}_v^d : the correct (both required and non-mandatory) detection of \mathcal{P}^d

$$\mathcal{P}_v^d = \left\{ p \in \mathcal{P}_v^d \mid \exists p' \in \mathcal{P}_{mv}^{gt}, d(p, p') < \epsilon \text{ or } \exists p'' \in \mathcal{P}_{ov}^{gt}, d(p, p'') < \epsilon \right\} \quad (3.6)$$

Using the notation $|\cdot|$ for the cardinal of a set, $\frac{|\mathcal{P}_{mv}^{gt,d}|}{|\mathcal{P}_{mv}^{gt}|}$ is the sensitivity, and $\frac{|\mathcal{P}_v^d|}{|\mathcal{P}^d|}$ is the precision.

3.4.4 Parameters

For the proposed method, twenty scales σ are tested between 0.5 and 3 mm which correspond to the interval of coronary vessel radius. This interval is then converted in a range at detector level taking into account the estimated magnification factor. It is then, as other distances in the image plane, converted in pixel unit taking into account the image resolution expressed in mm/pixel.

For the hysteresis thresholding part (see Sec. 3.3.3.3) the two length thresholds have been set to $l_{med} = 70$ mm, and $l_{min} = 10$ mm. Other thresholds applied to the image intensity of the filter response are fixed as described in Sec. 3.4.2. The distance threshold for potential candidates is $d_{min} = 5$ mm.

The proposed method is compared against both Frangi and Krissian methods (see Sec. 3.3.1 for description) with the same set of scales. For Frangi's method

the parameters were chosen as the author proposed in (A. Frangi et al., 1998), i.e. $\beta = 0.5$, $c = 0.35$ (the half of the maximum Hessian norm for a typical angiographic image of coronaries).

Finally, for every method, the parameter of the evaluation function ϵ was set to 1 mm.

3.4.5 Results

The proposed approach is compared to the enhancement filters proposed by Frangi and Krissian which are followed by a NMS and a classical (i.e. pixel-based) or a centerline-based hysteresis thresholding (see Sec. 3.3.3.3). The filters followed by an NMS and a classical hysteresis thresholding are commonly used by authors as (Baka et al., 2013b).

The centerline-based hysteresis thresholding is tested here to see its impact on the results for every tested method. There is no definite method to choose the two needed hysteresis thresholds and our own experience with the algorithms has demonstrated that the pertinent values vary from image to image. So we opted for the following strategy: we defined a target or reference sensitivity, $TP/(TP + FN)$, for each test data (see section 3.4.1) as the sensitivity obtained with the proposed filtering followed by a centerline-based hysteresis thresholding with thresholds issued from the calibration study (denoted CCHT). The distributions of both the sensitivity and the precision, $TP/(TP + FP)$, on the test dataset are presented in Fig. 3.12a.

We have then considered the other approaches mentioned above and evaluated their performance by the precision obtained with the same level of sensitivity.

To do so, we tried for each test data an exhaustive combination of thresholds and retained the threshold couples (t_{high}, t_{low}) with the largest sensitivity below (or equal to) the defined reference sensitivity: if several couples are found with the same sensitivity, the one with the largest precision is kept, yielding the optimal thresholds. Note that this procedure was used for both the pixel-based and the centerline-based hysteresis thresholdings, yielding respectively the OPHT and OCHT results.

By construction, the retained sensitivities of all tested method are very close, if not identical, to the one of the proposed method (CCHT) with a median of 88% (Fig. 3.12a) and obtained precisions are now comparable.

For pixel-based hysteresis optimal thresholds (see Fig. 3.12c), the proposed filtering obtains a median score of 81% which is slightly higher than the one of Frangi filtering (78%) and Krissian filtering (80%). The difference is more accentuated for centerline-based hysteresis optimal thresholds (see Fig. 3.12b) with a median score for the proposed filtering of 94% against 84% for Frangi filtering and 89% for Krissian filtering. In both cases, the proposed filtering performs better, and it also demonstrates that the centerline-based hysteresis thresholding is perfectly adapted to centerline detection: it increases the median precision of the proposed filtering by 13% while reducing its standard deviation by a factor of 2.

Now if we compare the optimal thresholds (OCHT) with the ones issued from the calibration study (CCHT) for the proposed filtering, the first ones yield by

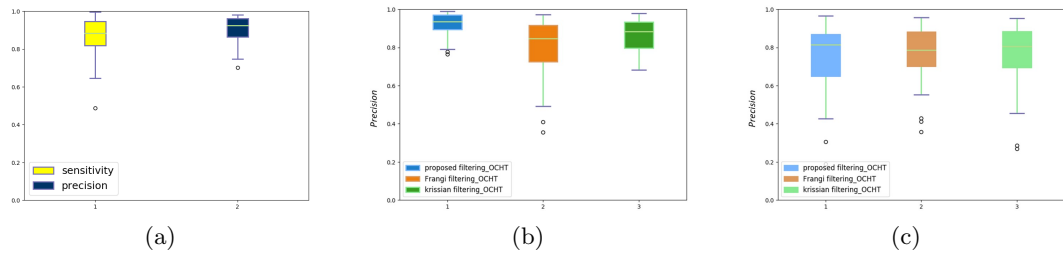


Figure 3.12 – (a) The sensitivity and the precision of the proposed filtering with the centerline-based hysteresis-like thresholding with thresholds issued from the calibration study (CCHT). (b) The precision with centerline-based hysteresis-like thresholding with optimal thresholds (OCHT) of the proposed filtering, Frangi filtering and Krissian filtering. (c) The precision with the classical (i.e. pixel-based) hysteresis thresholding with optimal thresholds (OPHT) of the proposed filtering, Frangi filtering and Krissian filtering.

construction a higher precision. Though, the difference is not that important (2% on the median precision). Moreover, the resulting precision of CCHT is still higher than the ones of both Frangi and Krissian filters with optimal thresholds (OCHT) (respectively of 8% and 3%), and this is statistically significant (p -values $\ll 10^{-3}$). This result shows the robustness of our threshold calculation (see Sec. 3.4.2) which provides thresholds close to the best ones that could be expected.

It has to be pointed out that the comparison of the proposed method (CCHT) has been conducted against algorithms with optimal thresholds, which would not be possible practically, while thresholds are determined automatically given the kVp (stored in one of the Dicom field) for CCHT. For visual observation and comparison, Fig. 3.13 shows obtained results. As demonstrated by these figures, many non-coronary artery pixels have been detected as coronary artery with Frangi and Krissian approaches. This issue increased the false positive rate and consequently decreased precision performance.

A last experiment has been made on non-injected frames stemming from the beginning of the 30 test sequences. The aim was to emphasize the fact that thanks to an absolute threshold technique we do not have any a priori on the vessel presence. In this case, we can hardly use the sensitivity/precision values to quantify the obtained result since the ground truth is the empty set. So we rather evaluated the amount of false positives reported to the image width. In this analysis, we discard the catheter whose appearance is very close to a vessel. At the end, 14 frames obtained a score of 0, 14 between 0 and 1 and 2 between 1 and 2. Fig. 3.14 shows the worst result.

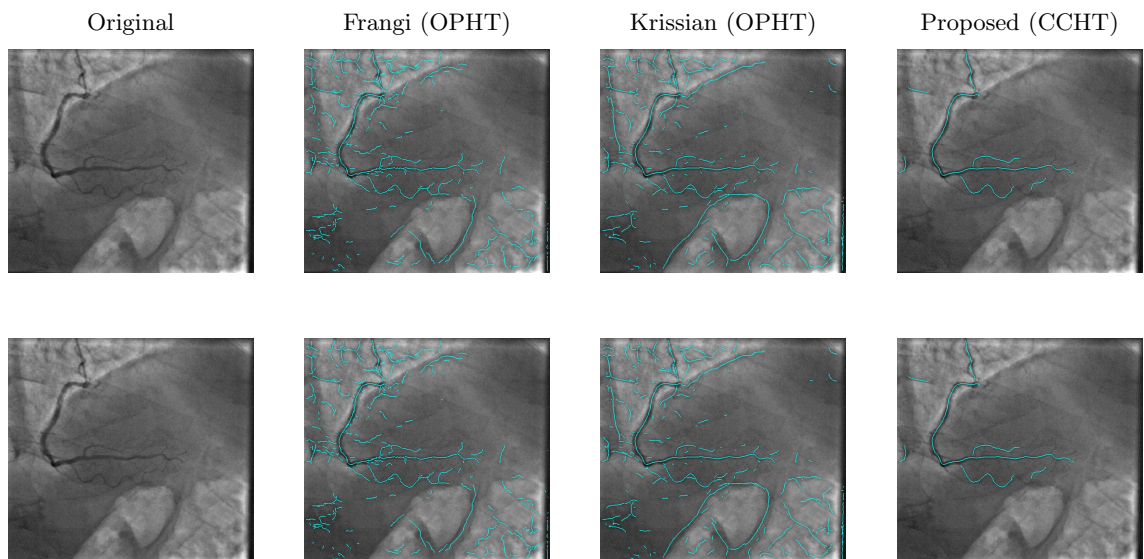


Figure 3.13 – The obtained results of the different methods on a right coronary sample (first line), and left coronary sample (second line). From left to right: the original image, the result of Frangi (OPHT), the result of Krissian (OPHT), and the result of the proposed method (CCHT). The two first methods were tuned to obtain the same sensitivity than the third one.

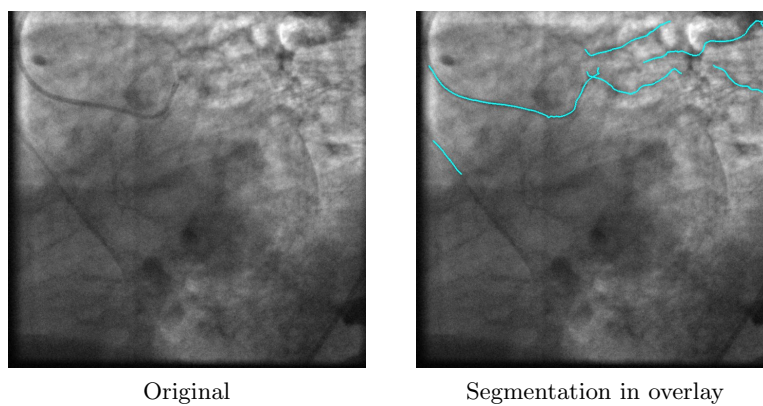


Figure 3.14 – The obtained result of the method on a non-injected frame. The segmentation retains the catheter and another structure which is also very similar to a catheter. Both are visually very similar to vessels. In addition, some other structures spread in the pulmonary area are also selected. This case is the worst of the 30 test cases, i.e. the one with the largest amount of non-relevant detected structures.

3.5 Discussion and conclusion

To extract coronary centerlines in angiographic images, images are usually first enhanced by dedicated filters, e.g. Hessian based filters. Standard implementations do not take into consideration the characteristics of this type of images, i.e. a vessel contrast variable with the amount of matter crossed and so the vessel radius. We elected to elaborate a vessel radius independent filter dedicated to these images. By equalizing the vessel responses, we obtained better results in precision versus state-of-art methods and we firmly believe that the careful design of the filter is key. A dedicated centerline-based hysteresis thresholding makes an additional difference. This reduction in the number of falsely detected coronary arteries is important and shall facilitate the work of any algorithm requiring coronary arteries segmentation such as vessel tracking.

In our experimental work, we observed several limitations. Our method has a dependency to the correct estimation of the vessel radius. Some situations, not very common, disturb this estimation: two vessels running parallel or a vessel running parallel to a contrasted edge as the one created by the diaphragm are confounded with a larger vessel. In future work, some additional refinements may be envisaged to identify such situation when evaluating the responses obtained at a pixel for the different scales. Another obvious limitation of our work is the performance assessment done on images coming from a single family of machines i.e. angiographic units from General Electric Healthcare. We believe that comparable results will be obtained when applied on images produced by the equipment of other manufacturers. Indeed, most of the properties of our proposed filter derive from the physics of X-ray with the Beer-Lambert law. Obviously, manufacturer dependent image processing may influence the final appearance of the vessels in the image. So it is likely that the function $t_{high}(kVp)$ will require some adaptations.

To conclude, the methodological contributions are two-fold: a vessel centerline extraction dedicated to X-ray projection image and a centerline-based hysteresis thresholding. Significant effort has been devoted to carefully assess the algorithm performance on a large dataset formed of 30 frames (the test dataset is fully different from the set of frames used in the development and tuning phases). Other observations without quantitative assessment have been made on a hundred cases. This purely qualitative analysis consisted in observing images with the resulted segmentation in overlay. The conclusion was that no major defect has been detected.

Ces résultats nous ont paru encourageants, de même que l'observation des segmentations obtenues sur ces 30 images et sur une centaine pour lesquels l'analyse de performance purement qualitative a consisté à observer l'image avec la segmentation obtenue superposée. Dans cette opération qualitative, aucune anomalie majeure n'a été identifiée.

Those Experiments not only demonstrate outperforming results, but also point out the robustness with respect to the absence of vessels (rarely addressed in the literature). Future lines of research encompass the improvement of the radius estimation which is central in the filter responses computation, and the

optimization of some parameters which could considerably reduce the computation time as the number of scales to be tested. Although developed for X-ray coronary angiographies, the proposed method is likely to be efficient for any other angiographic image type, with few adaptations (definition of the scale range, etc).

Suivi temporel 3D du vaisseau d'intérêt dans les projections rayons X de coronaires

Comme indiqué dans l'introduction de cette thèse, notre algorithme de recalage a pour finalité de recalculer l'arbre coronaire 3D sur une séquence d'images angiographiques 2D. Nous avons choisi de commencer par le recalage d'un vaisseau sur l'ensemble de la séquence, de manière à tester, dans un premier temps, l'algorithme sur une structure plus simple que l'arbre, une courbe. La motivation pour ce premier travail venait d'une volonté de faire une première évaluation de l'approche envisagée dans une situation de complexité maîtrisée, le recalage d'une structure mono-dimensionnelle. L'autre motivation est aussi clinique: les opérateurs cliniques choisissent la position de l'arceau et donc l'angulation sous laquelle l'anatomie est observée de manière à mettre dans la position d'imagerie la plus favorable le vaisseau important pour l'intervention. La position d'imagerie la plus favorable est celle qui limite à la fois le raccourcissement projectif subi par le vaisseau et les superpositions de ce vaisseau avec les autres vaisseaux. C'est donc bien ce vaisseau d'intérêt du point de vue clinique qui devrait être le plus facile à recalculer.

Ce travail a été publié sous forme d'article dans FIMH (Poulain, Malandain, & Vaillant, 2017a) et GRETSI (Poulain, Malandain, & Vaillant, 2017b) en 2017 et constitue exactement ce chapitre, auquel nous avons rajouté un schéma explicatif des étapes de l'algorithme (figure 4.1). Lorsque nous avons publié ces articles, les améliorations liées à l'étape de segmentation présentées dans le chapitre 3.3.3 n'étaient pas encore faites. Il aurait pu être intéressant d'évaluer l'apport de l'amélioration de cette technique de segmentation sur ce travail. Sachant que l'analyse pour un seul vaisseau est une première étape de notre travail uniquement, nous avons préféré ne pas revisiter cette étape pour pouvoir consacrer plus de temps à d'autres sujets jugés plus essentiels.

Le travail présenté dans ce chapitre se base sur les structures extraites des

deux modalités. Grâce à notre algorithme de segmentation suivi d'une étape de reconnexion (cf annexe A), nous pouvons extraire un graphe à partir de chaque trame de la séquence angiographique 2D. Nous extrayons aussi une courbe de l'image scanner grâce à une segmentation préalablement établie. Cette courbe correspond à la ligne centrale du vaisseau d'intérêt, c'est-à-dire le vaisseau traité pendant l'intervention. Elle est ensuite modélisée par une courbe spline, cette modélisation sera expliquée et justifiée dans ce chapitre et dans l'annexe A. A partir de ces deux structures, nous effectuons notre algorithme de recalage pour chaque trame, dont les principales étapes sont présentées dans le schéma 4.1. Il est constitué de manière classique, d'une étape d'appariements suivi d'une étape de déformation de la spline effectuée grâce à une descente de gradient, le tout répété jusqu'à convergence.

Toutes les expériences complémentaires permettant de justifier des choix de méthodes ou de paramètres sont présentées dans le chapitre 6.

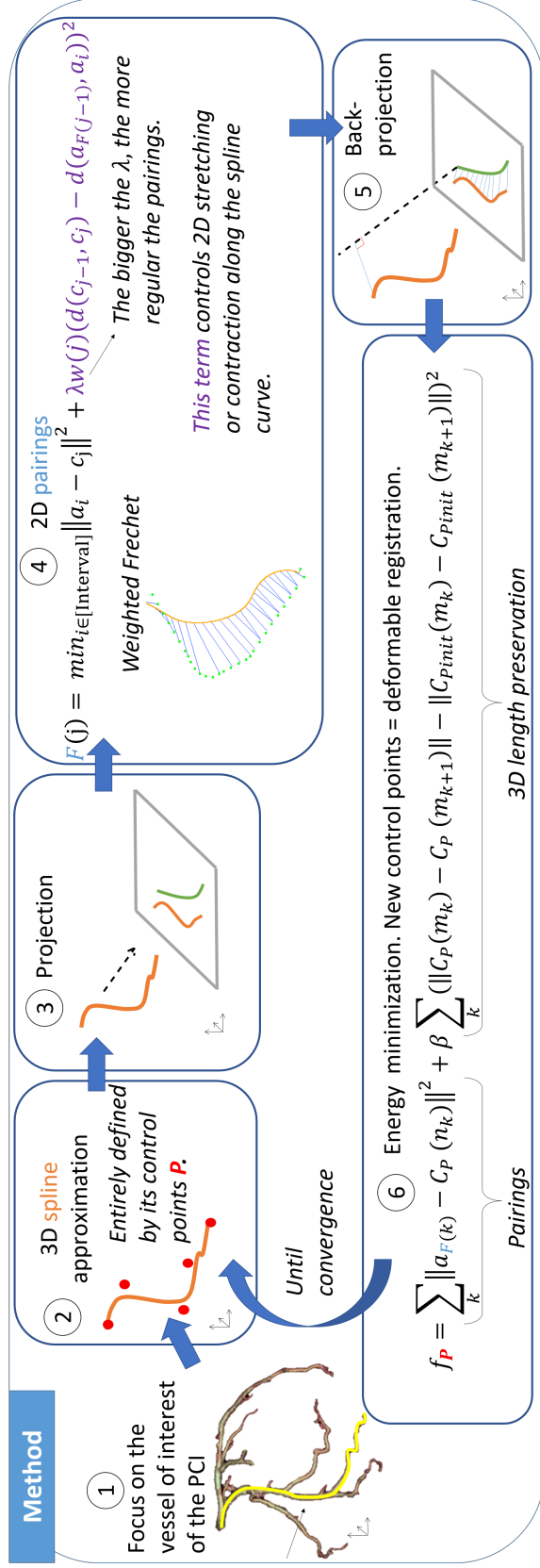


Figure 4.1 – Schema of principal steps of the registration algorithm.

4.1 Introduction

Percutaneous Coronary Intervention (PCI) is a minimally procedure which is used to treat coronary artery narrowing. The workflow of the procedure is pretty standard. The physician intervenes on the patient under the guidance of an x-ray imaging system. A guidewire is navigated in the diseased coronary artery. Before this interventional step, x-ray images with injection of a contrast agent are acquired to observe the shape of the vessels according to the projection angles which will be used for the intervention. During the guidewire navigation, the lesion is crossed and in some cases, the physician could benefit from a visual assessment of the coronary wall which may present plaques more or less calcified. The x-ray imaging interventional system used for per-operative guidance is not able to display this information mostly by lack of density resolution. On the contrary, Computed Tomography Angiography (CTA) is a modality which has the capability of capturing both the artery lumen and the characteristics of the vessel wall. To truly help physician to exploit this information during the course of the procedure, registering these two modalities would be useful.

([Benseghir et al., 2015a](#) ; [Aksoy et al., 2013](#) ; [Ruijters et al., 2009](#)) have addressed this problem mostly in the case of images acquired at the same cardiac phase. In this situation and in a first analysis, the geometric difference between the two imaging situations can be described by a rigid transformation combined with a perspective projection since the CTA is a 3D dataset and the angiographic images correspond to a central projection with the x-ray source being the focal point. The following step is then to take into account the cardiac motion which may be captured or not in the CTA. If CTA can deliver multiple volumes corresponding at several phases of the cardiac cycle, it is at the expense of additional ionizing radiation to the patient. ([Baka et al., 2013a](#)) has proposed to adapt a generic model of the cardiac motion to end-diastolic CTA dataset in order to register the two modalities along the cardiac cycle. This strategy raises the question of the validity of the generic model. In this work, we propose to explore another direction. The main interest of the physician is in the diseased vessel and he selects a projection angle by rotating the gantry such that the vessel of interest shows up relatively central in the image with limited foreshortening and minimum superimposition. Then to provide effective assistance during the guidewire navigation, the objective is to build a 3D deformation of the 3D vessel extracted from the CTA consistent with the apparent motion in the 2D angiographic sequence. So, any relevant information visible in the CTA volumes such as a plaque can be tracked in the 2D sequence. In ([Gatta et al., 2011](#)), the proposed algorithm handles the non-rigid component of the cardiac motion by deformation in the image plane which is a simplification. In this work, we propose a method derived from ([Benseghir et al., 2015a](#)) to track a coronary artery along the cardiac cycle with the objective of maintaining the consistency of the position along the vessels. We propose as in ([Groher et al., 2009a](#)) to apply a 3D length preservation constraint as the coronary artery anatomically preserves its length along the cardiac cycle. In the following, we will describe the proposed method and explain the assessment strategy which includes metrics evaluating the registration and a specific

metric related to the consistency of the position along the vessel.

4.2 Method

Before introducing the method, we first describe the data we have at hand. The 3D information is extracted from a Computed Tomography Angiography scan by a fully automated commercial product providing a segmentation of the coronary vessel structure. The coronary vessels are separated between the right and the left coronary and the different branches are represented by their center-lines which are represented by a tree \mathcal{T} according to the anatomic structure of the vessels which separate in different branches at the bifurcations. From this structure we extract one vessel of interest V which is tracked along the consecutive images of the x-ray record sequence. Even if the 3D model of the coronary vessels can be depicted by a tree, this may not be the case for the x-ray projection. Indeed, self superimpositions create crossings. The vessel segmentation may also cause over segmentation or miss some vessels. x-ray projections are segmented with an Hessian based vessel enhancement technique, and vessel like structures are extracted forming a set of curves which corresponds to the center-lines of the vessel (A. Frangi et al., 1998). The segmented object is organized in a graph by applying standard processing methods to connect neighboring center-lines. Considering the consecutive images obtained in the sequence of N images by performing the acquisition after injection of the contrast agent, we obtain a set of graphs $\mathcal{G} = \{\mathcal{G}_1, \dots, \mathcal{G}_N\}$.

We initiate the registration by identifying the initial rigid transformation, T° which maps \mathcal{T} to the element $\mathcal{G}_1 \in \mathcal{G}$ corresponding to the same diastolic cardiac phase as the pre-operative CT image (Benseghir et al., 2015a).

The aim of the proposed tracking method is to track the vessel V in all the consecutive phases of the cardiac motion, which necessitates to deform it. A spline description is a tool suited for this objective and the deformation can be represented by the optimization of its parameters, the control points. The registration itself is based on a two steps mechanism with first the determination of pairings between the projected curve describing the vessel V and the centerlines represented through a graph structure. Second, the parameters are determined by minimizing an energy depending on the distance between the paired points and constraints on the vessel V .

4.2.1 Problem modeling

The 3D temporal tracking requires an a priori 3D model of vessels as introduced in (Shechter et al., 2002 ; Heibel et al., 2009). They are represented by their centerline which is a 3D curve. The spline functions support a compact and smooth description of curves which can be continuously deformed by changing the position of the control points.

We thus fit an approximating cubic spline curve C as in (Piegl & Tiller, 2012), using a centripetal method such that:

$$\{C(u) \mid u \in [0, 1]\} \approx V$$

More precisely the spline is defined as:

$$C(u) = \sum_{i=1}^n N_{i,p}(u)P_i \quad (4.1)$$

where $N_{i,p}$ is the i th B-spline of degree p , P_i the i th control point, u the spline abscissa (between 0 and 1). Thanks to the choice of this model consecutive deformations can be represented by the optimization of the spline parameters. The set of control points to register the 3D vessel with the graph \mathcal{G}_t is determined by solving this optimization problem:

$$\hat{\mathcal{P}}_t = \operatorname{argmin}_{\mathcal{P} \in \mathbb{R}^{3n}} E_d(C_{\mathcal{P}}, \mathcal{G}_t) + \beta E_r(C_{\mathcal{P}}) \quad (4.2)$$

t denotes the temporal index of the frame, $E_d()$ and $E_r()$ are respectively the data attachment and the regularization energy terms. In the following \mathcal{P}_t denotes the set of control points for frame t while \mathcal{P}_1^{init} denotes the set of control points for the 3D vessel after the pose estimation T° for frame 1. An initial position is used for the 3D vessel to build the data attachment term: it is the 3D vessel/spline $C_{\mathcal{P}_1^{init}}$ issued from the pose estimation for the first frame $t = 1$ or $C_{\mathcal{P}_{t-1}}$ for frame $t > 1$. For the sake of simplicity, t will be omitted in the following. This 3D curve is projected onto the angiographic frame and is denoted c . A 2D curve v corresponding to the projected 3D curve is extracted from the graph \mathcal{G} as described in (Benseghir et al., 2015a).

4.2.1.1 Data attachment term

The data attachment term $E_d()$ is a sum of 3D residual distances issued from 3D to 2D pairings. The simplest method to build pairings is to use the closest neighbor scheme (as in the ICP). In (Serradell, Romero, Leta, Gatta, & Moreno-Noguer, 2011), a variant of this approach is proposed: the idea is to represent the cardiac motion by covariance matrices on the different parameters describing the coronary tree. For this one, a generative 3D model is employed, i.e a model including a probabilistic distribution of position for the arterial segment. The concept of distance is then extended from standard Euclidean distance to Mahalanobis distance. This geometrically oriented analysis does not include the constraint of ordered pairing as proposed in (Benseghir et al., 2015a) where it is shown that a point pairing that respects the order along paired curves yields better results than the closest neighbor scheme. Such an ordered pairing was obtained by the means of the Fréchet distance, that allows *jumps* between paired points. In presence of vessel deformation, we observed that the coherency of the obtained pairings can be discussed. So we propose to constrain the pairing construction with a 2D elongation preservation.

We first recall the Fréchet distance and its induced pairing (Benseghir et al., 2015a). Let $c = \{c_1, \dots, c_{n_c}\}$ and $v = \{v_1, \dots, v_{n_v}\}$ be the 2D curves to be paired. The points c_i are obtained as projection of points $C_{\mathcal{P}}(\bar{u}_i)$ from the 3D spline which represents the vessel. The points v_i are the discrete points forming the centerline of the vessel extracted from the angiographic images. The point

pairings are entirely defined by a single injective function $F : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{N}$. The Fréchet distance is defined as:

$$\begin{cases} F(1) &= \operatorname{argmin}_{i_v \in I_v} \|v_{i_v} - c_1\| \text{ with } I_v = \{1, \dots, jump\} \\ F(i_c) &= \operatorname{argmin}_{i_v \in I_v} \|v_{i_v} - c_{i_c}\| \text{ with } I_v = \{F(i_c - 1), \dots, F(i_c - 1) + jump\} \end{cases}$$

with $jump$ a parameter controlling the length of allowed jumps in pairings. Looking at the pairing produced by this metric (as in Fig. 4.2, left), we observed that the simple application of the criteria of minimizing the pairing length may lead to irregular pairings. When computing rigid transformations as in (Benseghir et al., 2015a), the least squares estimation introduces enough robustness to handle them. However, when dealing with non-linear transformations, the final result may be influenced. Inspired by the Fréchet distance, we present a pairing function which aims to build a pairing function that advances at the same speed along the 2D curves to be paired. Let consider a distance d which will compute the length of 2D curves:

$$d : \mathbb{N}^2 \rightarrow \mathbb{N} \quad , \quad d(p_1, p_2) = \sum_{i=p_1+1}^{p_2} \|c_i - c_{i-1}\|$$

We will define F as:

$$\begin{cases} F(1) &= \operatorname{argmin}_{i_v \in I_v} \|v_{i_v} - c_1\|^2 + \lambda d(v_1, v_{i_v})^2 \text{ with } I_v = \{1, \dots, jump\} \\ F(i_c) &= \operatorname{argmin}_{i_v \in I_v} \|v_{i_v} - c_{i_c}\|^2 + \lambda (d(v_{F(i_c-1)}, v_{i_v}) - d(c_{i_c-1}, c_{i_c}))^2 \\ &\text{with } I_v = \{F(i_c - 1), \dots, F(i_c - 1) + jump\} \end{cases} \quad (4.3)$$

with λ proportional to the local distance between the neighborhood of i_c and i_v . This function favors point pairings between points which are approximately at the same distance from their respective neighborhoods.

$F()$ provides 2D point pairings $(v_{F(i)}, c_i)$ between the 2D curves v and c . To compute 3D deformations, we have to define 3D point pairings. $c_i \in c$ is associated to its corresponding 3D point $C_{\mathcal{P}}(\bar{u}_i)$. The 3D point $V'_{F(i)}$ corresponding to $v_{F(i)}$ is the point from the backprojected line issued from $v_{F(i)}$ that is the closest to $C_{\mathcal{P}}(\bar{u}_i)$. The data attachment term is finally:

$$E_d(C_{\mathcal{P}}, \mathcal{G}_t) = \sum_{i=1}^{n_C} \|V'_{F(i)} - C_{\mathcal{P}}(\bar{u}_i)\|^2 \quad (4.4)$$

4.2.1.2 Regularization term

The regularization term aims at minimizing the 3D elongation of C :

$$E_r(C_{\mathcal{P}}) = \sum_{j=1}^J (\|C_{\mathcal{P}}(e_j) - C_{\mathcal{P}}(e_{j-1})\| - l_j)^2 \text{ with } e_j = \frac{j}{J} \text{ and } l_j = \|C_{\mathcal{P}_1^{init}}(e_j) - C_{\mathcal{P}_1^{init}}(e_{j-1})\| \quad (4.5)$$

J is the number of interval used to enforce the length constraint all along the vessel.

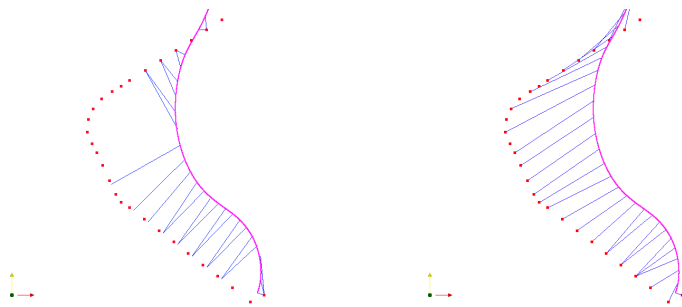


Figure 4.2 – The figure depicts pairings (blue) between projected 3D vessel c (magenta) and 2D vessels v (red), as observed locally on a case. On the left the pairings are made with Fréchet, on the right with weighted Fréchet. Pairings are more regular with weighted Fréchet.

4.2.1.3 Energy minimization

This global energy $E_d(C_{\mathcal{P}}, \mathcal{G}_t) + \beta E_r(C_{\mathcal{P}})$ is minimized via a gradient descent. Thanks to the spline description of the 3D curve, the analytic expression of the gradient is used for the gradient descent. The pairings are recomputed along the descent every 1000 iterations. The minimization is stopped when the gradient norm is below a threshold, whose value has been chosen in preliminary experiments.

4.3 Performance evaluations

Qualitative evaluation of the performance of the proposed algorithms can first be done by a visual control of the deformation of the projected deformed vessel over the angiographic image along the cardiac cycle. We also propose three quantitative measures. The first two corresponds to methodological expectations on the performance but does not cover directly the intended clinical application. The third one replicates more closely the expectations from a clinical standpoint.

4.3.1 2D curve distance

This is an indirect measure of the quality originally proposed in (Shechter et al., 2002). Its intent is not to evaluate the correctness of the selected vessel in the angiographic image. This measure indicates only if the deformation of the vessel V has adapted well to the observed projection in the angiographic image. For each registration the distance between the projected curve $\mathcal{P}(C)$ and its corresponding 2D vessel v is computed, with \mathcal{P} the projection matrix. Our measure of 2D curve distance is:

$$cd = \frac{1}{n_C} \sum_{i=1}^{n_C} \|\mathcal{P}(C(i)) - v_{closest(i)}\| \quad (4.6)$$

with $closest(i)$ the index in v of the closest point to $\mathcal{P}(C(i))$, n_C the number of retained sample points in C . C is a continuous curve defined by an analytic

representation based on spline. For this evaluation measure and also the next one, we select a number of points along the curve. We take them equally spaced.

4.3.2 Shape preservation

For this analysis, we start from the idea that the vessel shall return to its initial state if the tracking is performed on a series of consecutive images which start and end by the same image. Let N the number of angiographic images in a sequence which covers a cardiac cycle, the tracking is done from the frame 1 to the frame N , resulting in N 3D curves corresponding to the same vessel of interest temporally tracked, $C = \{C_1, \dots, C_N\}$. One can then generate the reverse sequence starting from image $N - 1$ down to image 1 and continue to apply the tracking algorithm. The result is an other set of 3D curves $C' = \{C'_{N-1}, \dots, C'_1\}$. The similarity of the curves C'_k and C_k is an indirect measure of the performance of the tracking algorithm. To measure the similarity, we chose to compute the distance between C_1 and C'_1 which are respectively the first and last curves of the forward and backward tracking. Our measure of shape preservation is:

$$sp = \frac{1}{n_C} \sum_{i=1}^{n_C} \|C_1(i) - C'_1(i)\| \quad (4.7)$$

with n_C the number of points in C and C' .

4.3.3 Landmark tracking

From the point of view of the clinical application, this is the most important measure. The idea is to evaluate if a location defined along the coronary vessel is correctly tracked with the beating heart. A location in the vessel V is defined by its curvilinear abscissa. In the angiographic image, identifying a fixed point is more challenging.

To do so, we first manually point an easily identifiable landmark along the 2D vessel that correspond to the 3D vessel of interest. Vessel bifurcations are natural candidates for such landmarks, and we manually have pointed one bifurcation along the x-ray sequence for each 3D vessel to be registered. To decide whether the same 3D point of the tracked vessel is paired to this ground truth, we use the curvilinear abscissas u (along the spline) of the paired 3D points to the bifurcation. A perfect tracking (along with a perfect manual identification of the bifurcation) should yield the same curvilinear abscissa for all paired 3D points, thus the standard deviation of all curvilinear abscissas is an adequate measure to assess the tracking.

Formally, let $U = \{u_1, \dots, u_N\}$ be the N abscissas along the x-ray sequence of the paired 3D points, eg. $C(u_t)$ is paired with the bifurcation/landmark in frame t , and \bar{u} be the average value over U , the proposed measure is

$$lt = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (u_i - \bar{u})^2}$$

4.4 Results

To assess the performance of the proposed approach, we use anonymous data collected after informed patient consent for use in this type of investigation. These data come from five different patients. Both the CT scan and the angiographic images are available. We selected in the angiographic sequences a sub-sequence of 20 images which covers a full cardiac cycle or a bit more depending on the patient case. The CT scans have been pre-processed to extract the coronary vessel trees as described above. Several 3D vessels may have been selected for a given patient, yielding a total of 10 different tracking experiments. Each of them is analyzed separately from the other. Selection is based on the available angiographic views and the vessels are selected as the ones that could be the object of an interventional procedure. In the following, we propose to compare three different settings of the proposed algorithms: the standard Fréchet approach to determine pairings between two curves, the weighted Fréchet as described above with and without the constraint on the length of the vessel V . λ has been set to $\frac{l_d^2}{d_p(c)^2}$, with l_d the local distance between neighborhoods of two points and $d_p(c)$ the average distance between points in c curve. To tune β we observed the length variations of the deforming vessel (see Fig. 4.3) and the data attachment term value at convergence for different values of β on few cases. First, we observe for $\beta \geq 100$ a variation smaller than 0.1% despite an apparent 2D length variation on the fluoroscopic plane of 5%. Second, we notice that the data attachment term value at convergence remain the same for every tested values of β , we thus conclude that a big β does not alter the closeness of the two curves. Considering this last point and the fact that the length constraint corresponds to the exact physical behavior of the coronary during the contraction, we set $\beta = 1000$ such that the deformed vessel keeps a constant length.

Fig. 4.4 is an example of the obtained results in one case. The average execution time per image is 30 seconds on an Intel R Core TM i7-4712HQ CPU on a virtual machine. The code has not been optimized.

4.4.1 2D curve distance

As explained in section 5.3.2, we have computed the 2D curve distance for the different considered cases. The obtained results are displayed in Fig. 4.6 with the weighted Fréchet approach. The values fall in the range of 0.15 mm with a maximum of 0.25 mm. In this figure, we display for each frame from 1 to 20 the value of the distance (Eq. 4.6). Contrary to (Shechter et al., 2002), we do not observe a variation with the cardiac cycle. So we draw the conclusion that the deformation capability of our 3D vessel is sufficient to follow the deformation of the arteries. In all the considered cases through observations by an experienced reader, we have validated that the tracked arteries are the correct ones. The application of the length constraint does not restrain the capability of the model to deform.

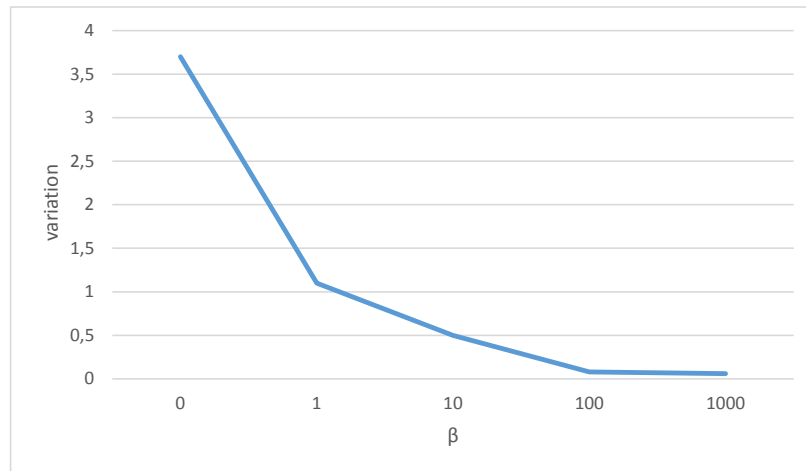


Figure 4.3 – Variation of the 3D length of a vessel depending on the β parameter, expressed as a percentage of the initial 3D length.

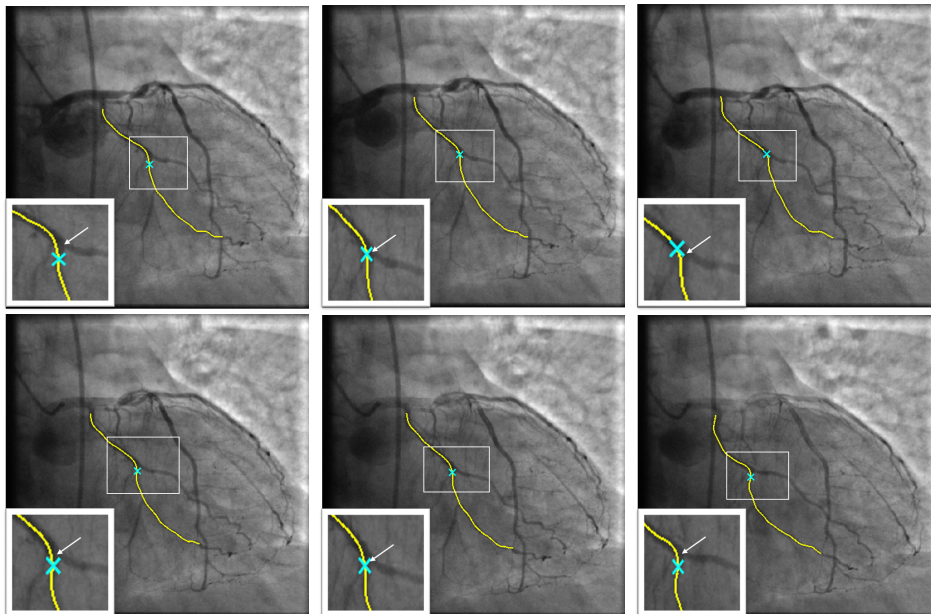


Figure 4.4 – Tracking results for one patient over one cardiac cycle. The yellow curve represents the projected 3D vessel, the blue cross represents the point tracked as the bifurcation, and the white arrow designates the bifurcation as marked by an experienced reader. Those images come from a 20 frames sequence. This figure shows the frames 1, 5, 9, 13, 17, 20, from left to right, up and down.

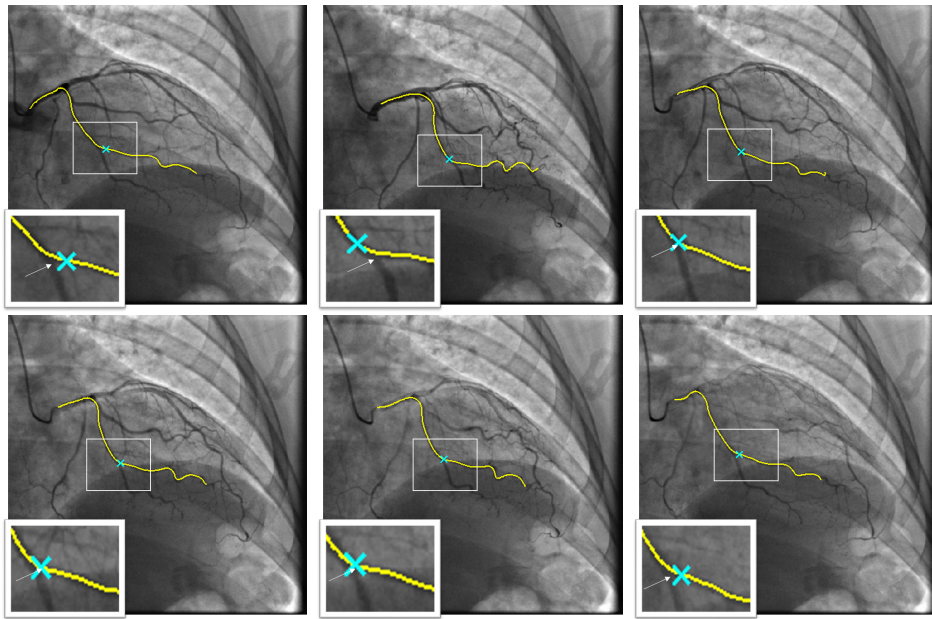


Figure 4.5 – Tracking results for a second patient. Same conventions than in Fig. 4.4

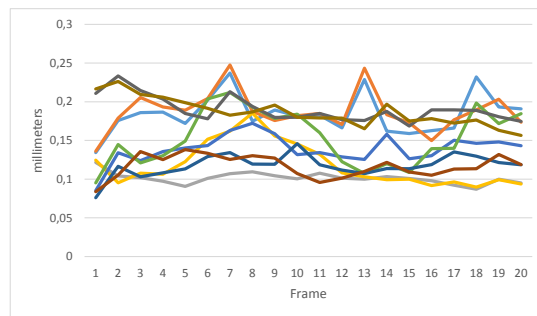


Figure 4.6 – The 2D curve distance measure (cd , see Eq. 4.6), for the ten cases. The values are plotted for the 20 successive frames of the selected sub-sequence.

4.4.2 Shape preservation

The objective of this measure is to evaluate the correctness of the deformation of this vessel by looking at a case for which the ground truth is known by design of the test. Left of Tab. 4.1 presents the results obtained on our ten different cases. When the length constraint is not applied, the results show that the deformation is not well controlled. In the first case, we are close to about 40 mm of difference between the two curves. This is to be compared with the typical length of a coronary vessel that is about 80 mm. The two other techniques which apply the 3D length constraint give similar results. Overall the average 3D distance between the two curves after a tracking over 40 projections is inferior to 7 mm

which is pretty encouraging. We observe some variations from case to case, which are very likely to be caused by the complexity of the motion. For some patients, the motion is mostly a translation and a rotation in the image plane plus some large scale contraction. In some other cases, the arteries are more tortuous and along the cardiac cycle they can fold/unfold. These cases are more challenging.

Vessels	Shape preservation			Landmark tracking		
	Fréchet	Weighted Fréchet	Weighted Fréchet WLC*	Fréchet	Weighted Fréchet	Weighted Fréchet WLC*
1	7.96	7	39.81	1.73	2.21	14.5
2	11.11	8.7	x	2.64	3.2	x
3	2.19	1.4	1.43	1.72	2.1	1.01
4	4.21	3	2.44	2.62	1.3	1.14
5	1.8	1.8	5.02	1.12	0.7	2.75
6	7	3.18	4.9	3.88	4.1	2.79
7	4.94	7.3	6.4	1.9	2.4	1.38
8	2.62	1.7	1.92	1	1.2	1.12
9	11.5	9.6	8.43	2.1	2.1	2.52
10	10.1	10.5	7.92	1.63	1.9	3.01
average	6.33	5.42	8.68	2.02	2.11	3.36

Table 4.1 – Results in millimeters of the 3 methods for shape preservation and landmark tracking evaluations on 10 vessels from 5 patients. *WLC = Without Length Constraint

4.4.3 Landmark tracking

The results obtained with this method are presented on the right of Tab. 4.1. The presented value is the standard deviation of the set of curvilinear abscissa for the point associated to the bifurcation manually marked in each projection. The average value is 2.02 and 2.11 for the two methods with the 3D length constraint. When the length constraint is not applied, we have a larger value as anticipated. This observed standard deviation accounts for two sources of errors: the error created by the algorithm and the error on the ground truth. Marking the exact location of a bifurcation in x-ray image is difficult since the bifurcated vessel may superimpose to the main branch and cannot be distinguished from it. The length of this superimposition varies along the cardiac cycle. This problem is also more or less pronounced depending on the apparent angle at the level of the bifurcation.

4.5 Discussion and conclusion

We have presented a method to track a coronary artery from 3D to 2D. Starting from a first registration of the complete tree obtained at the same phase, we then focus our attention on a single vessel in the idea of mimicking the interventional procedure whose objective is to treat a diseased vessel. The key point of

the algorithm approach that we have proposed is to establish pairings using the Fréchet algorithm. These pairings are done between the projected 3D vessel and the centerlines that were segmented in the angiographic image. The 3D vessel is then deformed to minimize the total pairing length in the 3D space and under the constraint of length preservation. This constraint is meaningful because this property is respected by the coronary vessel along the cardiac cycle and because it is applied to the 3D curve and not its projection. In the evaluation, we have observed that the absence of this constraint degrades the result even if the tracking remains apparently correct. The individual trajectories of points are not constrained a priori to be smooth. In the evaluation, we have looked a posteriori at the trajectory of specific points placed at the bifurcations and we found that their projections follow pretty well the apparent movement of the bifurcations in the x-ray projections. We have also evaluated the Fréchet pairing algorithm and a variant. Main difference is the introduction of an additional contributor in the optimized criteria. The criteria is based on the variation of the apparent length in the successive pairings. As observed in Fig. 4.2, the obtained pairings are more meaningful than with the standard Fréchet method. Looking at the results on the ten test cases and with the different evaluation strategies implemented, this difference translate in an improvement for the shape preservation criteria. Interestingly the average distance is about 5.5 mm after a tracking performed over 40 frames. Typical length of the selected coronary arteries is about 80 mm. For the landmark tracking, the average value is about 2 mm in both variants of the Fréchet method which also accounts for the imprecision in the definition of the bifurcation location in the angiographic image. This last result appears very encouraging since it is in the range of the expectation of the physician who expects to get information on the vessel wall at the place where the tip of the guidewire is positioned. The exact position in the artery of the guidewire tip is also changing slightly with the cardiac motion. In a further step, methods to register the position of the guidewire tip observed in the subsequent fluoroscopic sequence with the angiographic projection will be developed. A more complete evaluation of the accuracy could also be done by performing in parallel to the angiographic acquisition some intravascular images which are able to display the vessel wall properties. After proper co-registration of these intravascular images with the angiographic images, it would be then possible to compare the two modalities intravascular and CT views of the vessel wall and to quantify the geometrical differences from an algorithmic standpoint.

Suivi temporel 3D de l'arbre coronaire dans les projections rayons X

Après avoir présenté les travaux de recalage d'un vaisseau dans le chapitre précédent, ce chapitre aborde la suite logique, le recalage de l'arbre coronaire. Toutes les expériences complémentaires permettant de justifier certains choix de méthodes et de paramètres sont regroupées dans le chapitre 6.

5.1 Introduction

Dans le chapitre 4, un algorithme de suivi d'un vaisseau 3D/2D a été présenté. Dans la suite de ce chapitre cette méthode sera nommée M_v , et celle présentée dans ce chapitre M_t . Comme dans ce chapitre, nous allons commencer par modéliser la structure 3D. Une modélisation en spline avait permis d'assurer une propriété de continuité et de préservation de longueur du vaisseau que nous voulons garder pour la modélisation de l'arbre. Néanmoins, une difficulté apparaît, l'arbre étant un ensemble de vaisseaux connectés entre eux, nous devons le modéliser par plusieurs splines et trouver un moyen de les garder connexes entre elles. Une réponse à cette problématique est la structure en "arbre-spline", déjà proposée par (Shechter et al., 2002), qui sera explicitée dans la section 5.2.2. Une fois la modélisation établie, nous avons besoin de correspondances entre les vaisseaux 3D et les vaisseaux 2D. Dans M_v , le vaisseau 2D le plus proche du vaisseau 3D projeté, en terme de distance et de forme, était choisi. Dans le cas de l'arbre, il a été montré, dans (Benseghir et al., 2015a), que des appariements qui respectaient la topologie de l'arbre amenaient à un recalage de bien meilleure qualité que les approches reposant uniquement sur le critère de plus courte distance, comme la méthode de l'ICP (Iterative Closest Point) (Besl & McKay, 1992). Dans la section 5.2, nous expliquerons comment a été utilisé cet algo-

rithme afin d'établir des appariements de qualité. Nous continuons en présentant dans la section 5.3 les critères quantitatifs que nous proposons pour évaluer les résultats. La section 5.4 développe les différentes activités expérimentales qui ont été menées en utilisant l'approche proposée et évaluée avec la méthode décrite. Enfin, nous mènerons une discussion de ces travaux, suivi d'une brève conclusion.

5.2 Méthode

Les données 3D sont extraites à partir d'un angioscanner puis segmentées formant un arbre \mathcal{T} dont chaque arête est représentée par une courbe 3D. Contrairement aux données 3D, les données 2D ne peuvent être représentées par une structure d'arbre mais par un graphe (voir schéma 5.1). Cela est dû à la superposition des branches pouvant créer de fausses bifurcations. La segmentation peut aussi détecter des structures qui ne sont pas des vaisseaux ce qui peut créer des cycles. Pour plus de détails sur la construction de l'arbre 3D et du graphe 2D, le lecteur peut se référer à l'annexe A et au chapitre 3 dédié à la segmentation des vaisseaux dans les images angiographiques.

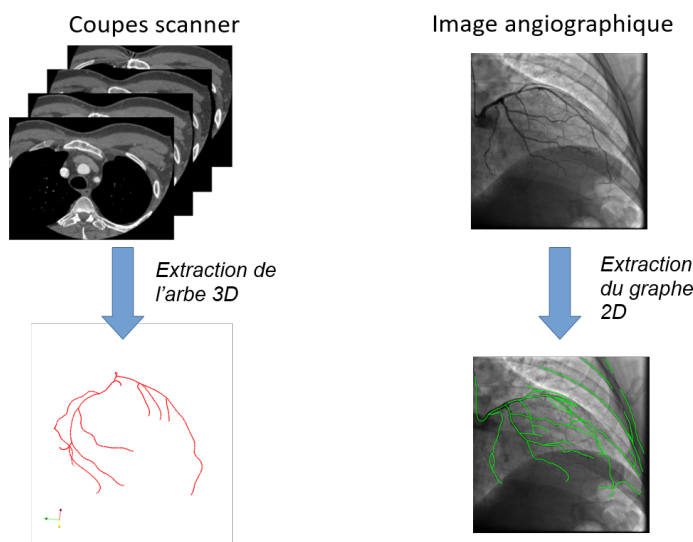


Figure 5.1 – Schéma illustratif de l'extraction des données.

Le but est de suivre l'arbre tout au long de la séquence d'images angiographiques 2D. Soit N le nombre d'images successives issues de la séquence (avec injection de contraste) on obtient un ensemble de graphes $\mathcal{G} = \{\mathcal{G}_1, \dots, \mathcal{G}_N\}$. Le but de la méthode proposée est de suivre les vaisseaux 3D de l'arbre \mathcal{T} à travers chaque phase cardiaque i , ce qui nécessite de le déformer en des arbres \mathcal{T}_i , un par phase cardiaque. Cette déformation requiert une bonne initialisation pour toutes les trames, c'est pour cela qu'avant chaque transformation non-rigide de l'arbre, une première transformation rigide va lui être appliquée.

Pour la première trame, on initialise le recalage à l'aide d'une transformation rigide T^1 , soit la transformation optimale entre l'arbre et $\mathcal{G}_1 \in \mathcal{G}$ correspondant

à la même phase cardiaque que le scanner pré-opérateur. Cette transformation a été calculée grâce au travail de (Benseghir et al., 2015a) et sera présentée plus en détail dans la section 5.2.1. Un exemple est montré dans la figure 5.5 de (a) à (c).

Pour les trames t ($t > 1$) suivantes, on part du principe que le seul mouvement rigide additionnel est le mouvement respiratoire. De ce fait, on va simplement appliquer une translation T^t dans le plan de la projection correspondant à la translation minimisant la distance entre les points appariés 2D entre l'arbre \mathcal{T}_{t-1} , obtenu à l'itération précédente, et $\mathcal{G}_t \in \mathcal{G}$. Les appariements sont toujours calculés suivant la méthode de (Benseghir et al., 2015a), c'est-à-dire avec une préservation de la topologie. Un exemple est montré dans la figure 5.6 de (a) à (c).

Pour la déformation non-rigide, nous nous sommes basés sur les travaux du chapitre 4, dont les principales étapes sont représentées dans le schéma 4.1. Comme nous l'avons vu dans celui-ci, décrire un vaisseau par une spline permet de correspondre à ses propriétés anatomiques. Ces propriétés comprennent une propriété de régularité de la courbe et une préservation de longueur. Cependant, l'arbre coronaire correspond à un ensemble de vaisseaux dont il est nécessaire de garder la connectivité. Un arbre de splines (comme présenté dans (Groher et al., 2009a)) rend possible cette préservation. Cette structure nous permet de ramener le problème à un problème d'optimisation des points de contrôle qui sont en nombre fini. Le recalage se fait en deux étapes, une étape d'appariements entre l'arbre \mathcal{T}_{t-1} projeté et le graphe 2D \mathcal{G}_t , puis une étape de calcul de la déformation de \mathcal{T}_{t-1} par la minimisation d'une énergie définie par les distances entre les paires de points et par une contrainte de longueur appliquée sur l'ensemble des arêtes de \mathcal{T}_{t-1} .

5.2.1 Transformation rigide initiale: T^1

La transformation rigide T^1 a été établie grâce au travail de (Benseghir et al., 2015a). Dans ces travaux, le but était de définir une transformation rigide qui aligne le mieux possible l'arbre coronaire 3D sur le graphe 2D issu de la trame correspondant au même instant cardiaque. Une grande attention a été portée sur l'étape d'appariements, cruciale pour le calcul de la transformation. Dans nos travaux, le recalage de la première trame est initialisé par une transformation rigide issue de ce travail. Dans une première partie, les critères de distance géométrique et de ressemblance sont présentés. Dans une deuxième partie, la préservation de la topologie de l'arbre et le calcul de la transformation rigide seront explicités.

5.2.1.1 Fonction de similarité entre deux courbes

Dans le cadre du travail de (Benseghir et al., 2015a), le recalage rigide a lieu entre l'arbre coronaire 3D et le graphe issu de la trame correspondant au même instant du cycle cardiaque. Dans ce cadre, des appariements basés sur la ressemblance et la distance entre courbes sont nécessaires. Pour ce faire, une fonction de similarité de courbe à courbe a été définie. La fonction se fait entre

une courbe 3D S_1 (sa projection est notée s_1) issue de l'arbre et une courbe 2D s_2 issue du graphe. Plus précisément, elle combine deux scores, Sc_A et Sc_R . Sc_A se base sur des appariements de Fréchet, ceux-ci ont l'avantage de respecter l'ordre des points.

Ces appariements sont entièrement définis par une fonction injective $A : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{N}$ définie par:

$$\begin{cases} A(1) = \arg \min_i \|s_1(1) - s_2(i)\| & \text{avec } 1 \leq i \leq jump + 1 \\ A(j) = \arg \min_i \|s_1(j) - s_2(i)\| & \text{avec } A(j-1) \leq i \leq A(j-1) + jump \end{cases}$$

Un exemple d'appariements de Fréchet est illustré dans la figure 5.2.

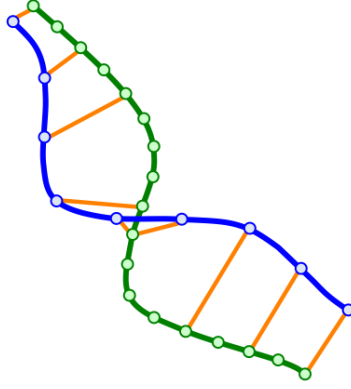


Figure 5.2 – Exemple d'appariements de Fréchet entre deux courbes issu de (Benseghir et al., 2015a).

La distance associée à cette fonction d'appariements est d_A , elle est définie comme la somme des distances entre les points appariés par Fréchet:

$$d_A(S_1, s_2) = \sum_i \|s_1(i) - s_2(A(i))\| \quad (5.1)$$

Le score Sc_A est défini par:

$$Sc_A(S_1, s_2) = e^{-\frac{d_A(S_1, s_2)^2}{2\sigma_A^2}} \quad (5.2)$$

Le second score se base sur le principe que deux courbes ont des formes similaires si un recalage rigide peut les aligner entre elles avec un minimum d'erreur. A partir de l'ensemble de points appariés défini par Fréchet, l'algorithme va appliquer une transformation rigide 2D entre les deux courbes qui minimise la distance entre les points appariés puis recommencer les deux opérations jusqu'à convergence, c'est-à-dire, une distance de Fréchet minimum (d_A). Sc_R est défini comme:

$$Sc_R(S_1, s_2) = e^{-\frac{d_R(S_1, s_2)^2}{2\sigma_R^2}} \quad (5.3)$$

d_R est la somme des distances entre les appariements de Fréchet après convergence. Enfin, le score final appliqué est:

$$Sc(S_1, s_2) = \alpha \cdot Sc_A(S_1, s_2) + (1 - \alpha) \cdot Sc_R(S_1, s_2) \quad (5.4)$$

Le lecteur peut se référer à (Benseghir et al., 2015a) pour le choix des valeurs des paramètres α , σ_A et σ_R .

5.2.1.2 Calcul de la transformation rigide

Dans cette approche, on présume qu'une translation manuelle a déjà été effectuée. L'idée est de positionner de manière relativement grossière la première bifurcation de l'arbre 3D en regard de sa projection. Des méthodes algorithmiques peuvent être envisagées comme par exemple l'identification de la racine de l'arbre comme le vaisseau projeté avec le diamètre apparent le plus important. Une autre approche peut être de localiser le cathéter qui sert à l'injection de produit de contraste et est positionné à l'ostium de la coronaire. Enfin, on peut aussi imaginer d'exploiter la temporalité de l'injection. L'arrivée du produit de contraste se fait à ce niveau. L'exploitation de ces différentes idées n'a pas été réalisée. Pour mener le travail expérimental décrit ci-après, une approche manuelle a été retenue en déposant un clic dans l'image angiographique au niveau de la principale bifurcation.

L'algorithme va alors partir de ce couple de points pour effectuer une approche descendante sur l'ensemble des arêtes de l'arbre. Une arête de l'arbre est associée à une courbe issue du graphe si et seulement si le parent de la première est associée à une courbe connexe à la deuxième et que leur score Sc est maximal par rapport aux autres candidats potentiels. La procédure s'arrête bien sûr lorsque nous arrivons à une feuille de l'arbre 3D ou lorsqu'il n'y a aucun candidat pour une arête. Pour chaque couple de courbes, des appariements de Fréchet seront définis. Le calcul de la transformation finale suit alors le principe général de l'Iterative Closest Point (ICP) (Besl & McKay, 1992) en alternant procédure d'appariement et calcul de la transformation rigide qui minimise la distance de l'ensemble des points appariés. Pour les détails de l'algorithme et l'implémentation le lecteur peut encore se référer à (Benseghir et al., 2015a).

5.2.2 Modélisation de l'arbre-spline

Le suivi temporel 3D de l'arbre coronaire requiert une représentation des vaisseaux comme présenté par (Shechter et al., 2002 ; Heibel et al., 2009). L'arbre est représenté par un ensemble de lignes centrales, c'est-à-dire un ensemble de courbes 3D. Cet ensemble de courbes n'est pas indépendant: chacune de leurs extrémités est soit une feuille soit une bifurcation. Dans le premier cas son mouvement est indépendant du reste de la structure, dans le deuxième cas son mouvement sera le même que les extrémités avec lesquelles elle partage la bifurcation. La représentation de l'arbre doit prendre en compte cette caractéristique en préservant la connexité entre les courbes pendant la déformation de l'arbre. Comme vu dans le chapitre précédent, section 4.2.1, les fonctions splines sont un moyen de décrire les lignes centrales avec relativement peu de paramètres et

de garantir une continuité le long de la courbe qui correspond à la forme observée d'un vaisseau. Elles permettent aussi assez simplement d'appliquer une déformation à la ligne centrale. L'arbre représentant un ensemble de courbes, nous avons commencé par approximer chaque arête de l'arbre \mathcal{T} , S_k , par une spline cubique approximante, ajustée avec une méthode centripète tel que

$$S_k \approx \{C^k(u) \mid u \in [0, 1]\} \quad (5.5)$$

Plus précisément chaque spline est définie par

$$C^k(u) = \sum_{i=1}^{n_k} N_{i,p}(u) P_i^k \quad (5.6)$$

où $N_{i,p}$ est la i ème B-spline de degré p , n_k le nombre de points de contrôle de C^k , P_i^k le i ème point de contrôle de C^k , u l'abscisse de la spline.

De manière à garantir la connexité des splines entre elles, nous avons défini pour chacune un vecteur de nœuds dont le premier et dernier nœud est de multiplicité 4. Cette caractéristique va forcer la spline à passer par son premier et dernier point de contrôle (voir (Piegl & Tiller, 2012) pour plus de détails). Soit S_j une artère fille de S_k , en définissant $P_{n_k}^k = P_1^j$ on maintient une continuité C^0 en cette bifurcation. L'ensemble des points de contrôle est alors défini en résolvant:

$$\begin{cases} \hat{\mathcal{P}}_t &= \operatorname{argmin}_{\mathcal{P}=\{P^1, \dots, P^{n_a}\} \in \Omega} \sum_{k=1}^{n_a} E_d(C_{P^k}^k, \mathcal{G}_t) + \beta E_r(C_{P^k}^k) \\ \Omega &= \{P \in \mathbb{R}^3 \mid P_{n_k}^k = P_1^j \text{ si } S_j \text{ est une artère fille de } S_k\} \end{cases} \quad (5.7)$$

Avec t l'indice temporel de la trame, n_a le nombre d'arêtes dans l'arbre 3D, $E_d()$ et $E_r()$ sont respectivement le terme d'attache aux données et le terme de régularisation. Dans la suite, \mathcal{P}_t représente l'ensemble des points de contrôle pour la trame t et \mathcal{P}_t^{init} l'ensemble des points de contrôle pour les vaisseaux 3D après la transformation initiale T^t . De la même façon, $\mathcal{T}_{\mathcal{P}_t^{init}}$ et $\mathcal{T}_{\mathcal{P}_t}$ représentent respectivement les arbres 3D associées aux points de contrôle \mathcal{P}_t^{init} , et \mathcal{P}_t . Dans la suite t sera omis.

5.2.3 Transformation de l'arbre-spline

5.2.3.1 Terme d'attache aux données

Le terme d'attache aux données $E_d()$ est la somme des distances résiduelles issues des appariements 3D/2D. La manière la plus simple de construire ces appariements est la méthode des plus proches voisins (comme l'ICP). Une telle approche ne respecte pas l'ordonnancement des points à la différence de (Benseghir et al., 2015a) où il a été prouvé que des appariements prenant en compte cet ordre donnaient de meilleurs résultats. De tels appariements sont obtenus en utilisant la fonction d'appariements A proposée dans (Benseghir et al., 2015a), qui autorisent des sauts de longueur maximale $jump$ entre les points appariés. Soit $s_1 = \{s_1(1), \dots, s_1(n_{s_1})\}$ et $s_2 = \{s_2(1), \dots, s_2(n_{s_2})\}$ deux courbes 2D à appairier.

Les points $s_1(i)$ sont les projetés de $C_{\mathcal{P}}(\bar{u}_i)$ issus de la spline 3D représentant le vaisseau correspondant. Les points $s_2(i)$ sont les points discrets formant la ligne centrale d'un des vaisseaux extraits des images angiographiques (étape 3 du schéma 4.1). Les appariements sont entièrement définis par une fonction injective $A : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{N}$ définie par:

$$\begin{cases} A(1) = \arg \min_i \|s_1(1) - s_2(i)\| & \text{avec } 1 \leq i \leq jump + 1 \\ A(j) = \arg \min_i \|s_1(j) - s_2(i)\| & \text{avec } A(j-1) \leq i \leq A(j-1) + jump \end{cases}$$

Nous avons observé que ces appariements pouvaient encore être améliorés en rajoutant une contrainte de préservation de l'élongation 2D. En effet, on observe que cette métrique produit des appariements irréguliers (figure 5.3, gauche) qui peuvent avoir un impact conséquent dans le cas d'une transformation non-rigide. Nous avons donc modifié cette méthode en contraignant la vitesse de progression le long des courbes 2D. Soit d la distance entre 2 points le long d'une courbe 2D:

$$d : \mathbb{N}^2 \rightarrow \mathbb{R} \quad , \quad d(s_1(p_1), s_2(p_2)) = \sum_{i=p_1+1}^{p_2} \|s_1(i) - s_1(i-1)\|$$

La nouvelle fonction d'appariements Fréchet pondéré (A') est définie ci-dessous:

$$\begin{cases} A'(1) = \arg \min_i \|s_1(1) - s_2(i)\|^2 + \lambda(1)d(s_2(1), s_2(i))^2 & \text{avec } 1 \leq i \leq jump + 1 \\ A'(j) = \arg \min_i \|s_1(j) - s_2(i)\|^2 + \lambda(i)(d(s_2(A'(j)), s_2(A'(j-1))) - d(s_1(j), s_1(j-1)))^2 \\ \text{avec } A'(j-1) \leq i \leq A'(j-1) + jump \end{cases}$$

Le lecteur peut se référer au chapitre 6, pour le choix de λ .

$A'()$ définit des appariements entre des points 2D ($s_1(i), s_2(A'(i))$) (étape 4 du schéma 4.1). Or, pour obtenir une déformation 3D, nous devons définir des appariements entre points 3D. $s_1(i) \in s_1$ est associé au point 3D $C_{\mathcal{P}}(\bar{u}_i)$. Le point 3D $S'_2(A'(i))$ correspondant à $s_2(A'(i))$ est le point de la ligne de rétroprojection issue de $s_2(A'(i))$ qui est le plus proche de $C_{\mathcal{P}}(\bar{u}_i)$ (étape 5 du schéma 4.1). On obtient pour le terme d'attache aux données:

$$E_d(C_{\mathcal{P}}, \mathcal{G}_t) = \sum_{i=1}^{n_C} \|S'_2(A'(i)) - C_{\mathcal{P}}(\bar{u}_i)\|^2 \quad (5.8)$$

5.2.3.2 Terme de régularisation

Le terme de régularisation permet de minimiser l'élongation 3D de C :

$$E_r(C_{\mathcal{P}}) = \sum_{j=1}^J (\|C_{\mathcal{P}}(e_j) - C_{\mathcal{P}}(e_{j-1})\| - l_j)^2 \quad \text{avec } e_j = \frac{j}{J} \quad (5.9)$$

et $l_j = \|C_{\mathcal{P}_{init}}(e_j) - C_{\mathcal{P}_{init}}(e_{j-1})\|$

J est le nombre d'intervalles utilisé pour la contrainte de longueur.

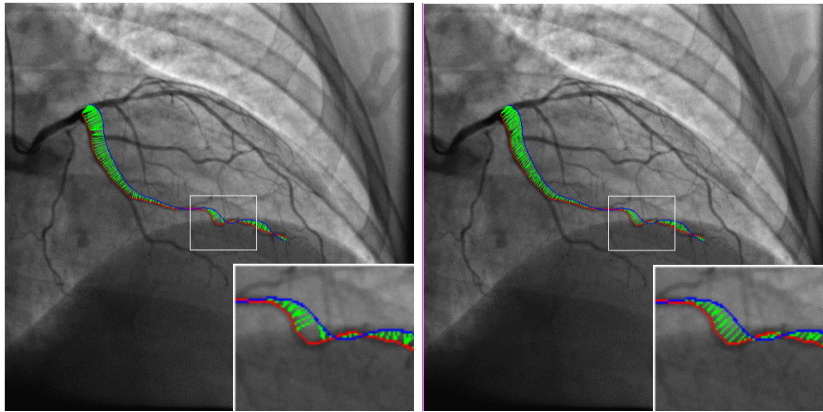


Figure 5.3 – Appariements (vert) entre les points projetés du vaisseau 3D s_1 (bleu) et les points du vaisseau 2D s_2 (rouge), pour un cas donné. A gauche la méthode de Fréchet, à droite la méthode de Fréchet pondéré.

5.2.3.3 Minimisation de l'énergie

L'énergie globale $E_d(C_{\mathcal{P}}, \mathcal{G}_t) + \beta E_r(C_{\mathcal{P}})$ est minimisée via une descente de gradient. Les appariements sont redéfinis toutes les 1000 itérations. La minimisation est arrêtée quand la norme du gradient est en dessous d'un seuil préalablement choisi. Le résultat de cette minimisation est illustré dans la figure 5.5d, et dans la figure 5.6d. Un schéma résumant brièvement les principales étapes est présenté dans la figure 5.4.

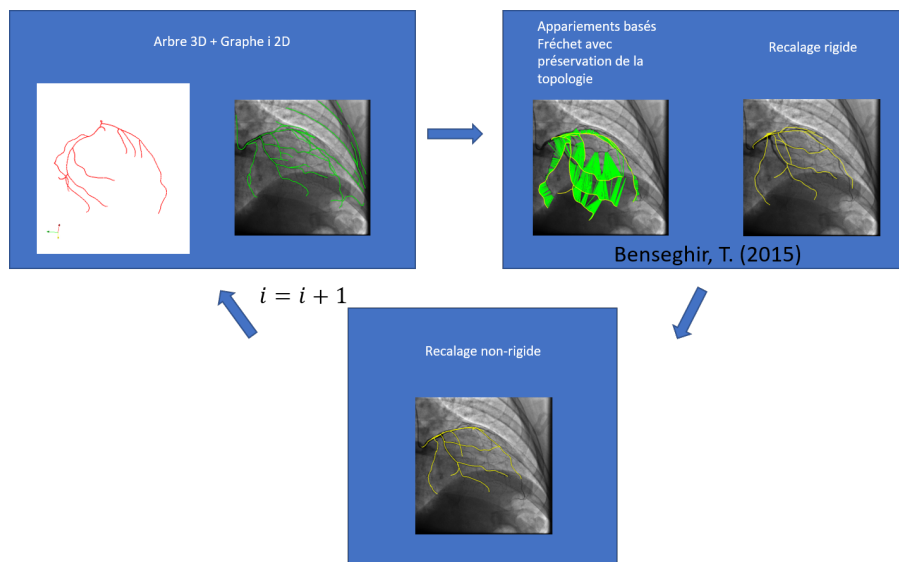
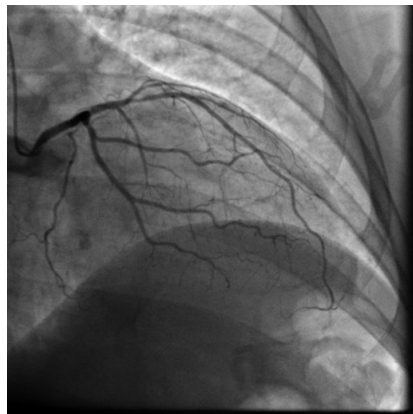
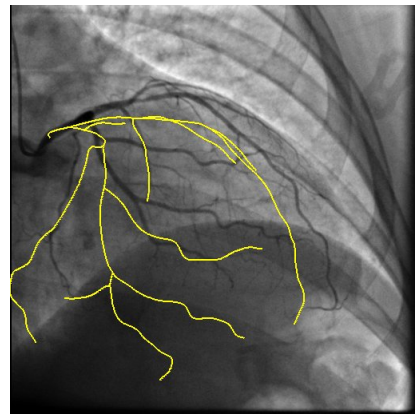


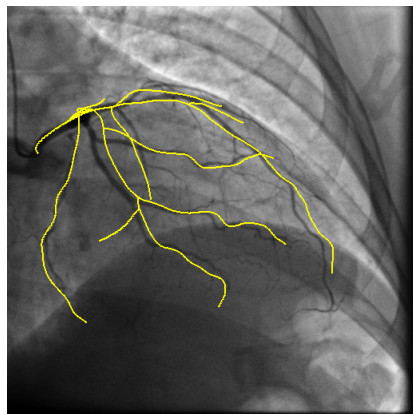
Figure 5.4 – Schéma illustratif des principales étapes de la méthode de suivi des vaisseaux.



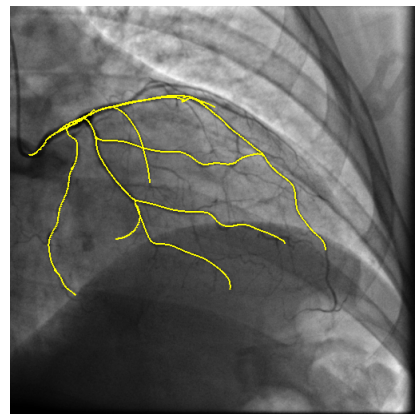
(a) Image originale



(b) Projection de l'arbre 3D après translation manuelle

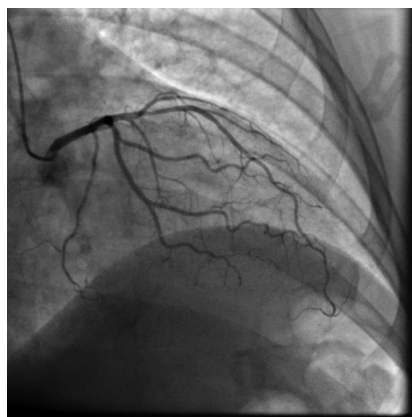


(c) Projection de l'arbre 3D après transformation rigide

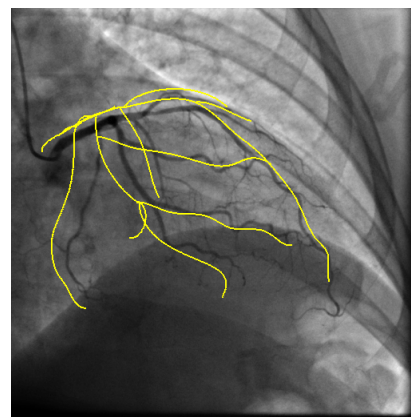


(d) Projection de l'arbre 3D après transformation non-rigide

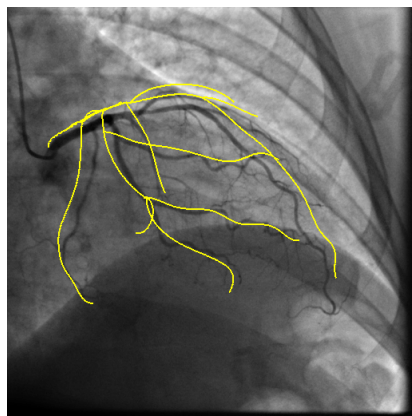
Figure 5.5 – (a) Une image angiographique. (b) L'arbre 3D projeté après translation manuelle sur la racine 2D. (c) L'arbre 3D projeté où l'on a appliqué en plus une transformation rigide calculée par l'algorithme issu de (Benseghir et al., 2015a). (d) L'arbre 3D projeté où l'on a appliqué en plus une transformation non-rigide calculée par la méthode décrite dans ce chapitre.



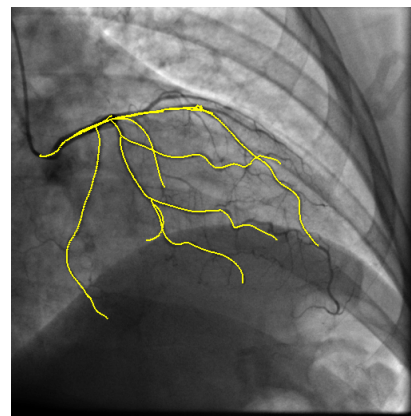
(a) Image originale



(b) Projection de l'arbre 3D



(c) Projection de l'arbre 3D après une translation dans le plan



(d) Projection de l'arbre 3D après une transformation non-rigide

Figure 5.6 – (a) Une image angiographique. (b) L'arbre 3D projeté après déformation issue de la trame précédente (cf figure 5.5). (c) L'arbre 3D projeté où l'on a appliqué en plus une transformation dans le plan. (d) L'arbre 3D projeté où l'on a appliqué en plus une transformation non-rigide calculée par la méthode décrite dans ce chapitre. L'application de la transformation non-rigide permet dans (d) de coller beaucoup les courbes aux vaisseaux que dans (c).

5.3 Évaluations

L'évaluation qualitative des performances peut être fait dans un premier temps par un contrôle visuel de la déformation de l'arbre sur la séquence d'images angiographique. Nous proposons en complément deux mesures quantitatives. La première évalue directement le bon fonctionnement de l'algorithme, la "préservation de la forme", tandis que la deuxième correspond aux attentes cliniques, "le suivi de point".

5.3.1 Préservation de la forme

Nous exploitons l'hypothèse que les vaisseaux sont censés retrouver leurs état initial si le suivi est effectué sur une série cyclique d'images consécutives. Soit N le nombre d'images angiographiques dans une séquence couvrant un cycle cardiaque, le suivi est fait de la trame 1 à la trame N , résultant en N arbres 3D correspondant aux mêmes vaisseaux à différentes phases, $\mathcal{T} = \{\mathcal{T}_1, \dots, \mathcal{T}_N\}$, avec $\mathcal{T}_i = \{C_i^1, \dots, C_i^{n_a}\}, \forall i \in [1, N]$. On peut alors générer la séquence inverse en allant de l'image $N - 1$ à l'image 1 et continuer le suivi. Le résultat est alors un autre ensemble d'arbres 3D $\mathcal{T}' = \{\mathcal{T}'_{N-1}, \dots, \mathcal{T}'_1\}$. Pour mesurer la similarité nous avons choisi de comparer les projections d'un vaisseau d'intérêt W (vaisseau comportant la sténose et/ou parallèle au plan) issues de \mathcal{T}'_1 et \mathcal{T}_1 , c'est-à-dire le vaisseau pathologique qui sera traité pendant l'intervention. Soit I_w l'ensemble des arêtes appartenant à ce vaisseau on définit le vaisseau d'intérêt par $W = \{C^j\}_{j \in I_w}$. Nous avons retenu comme mesures de préservation de forme, le pourcentage de points qui sont revenus assez proches de leurs positions initiales pf , et le pourcentage de points qui sont revenus assez proches d'un point appartenant à W , pf^{cl} . Ces mesures sont définies par:

$$pf = \frac{|E| * 100}{n^w} \text{ et } pf^{cl} = \frac{|E^{cl}| * 100}{n^w} \quad (5.10)$$

avec $E = \{i \in [1, n^w] \mid \|w(i) - w'(i)\| < l\}$, $E^{cl} = \{i \in [1, n^w] \mid \|w(i) - w'(k)\| < l\}$, w et w' les projections de W_1 et W' , k l'indice du point le plus proche de $w(i)$ appartenant à w' , n^w le nombre de points appartenant à W et l le paramètre de tolérance. La mesure est illustrée dans la figure 5.7.

5.3.2 Suivi de point

L'idée est d'évaluer si une localisation anatomique définie le long du vaisseau d'intérêt W est correctement suivie le long du cycle cardiaque. La localisation le long du vaisseau W est définie par l'abscisse curviligne. Dans les images angiographiques, identifier un point fixe est plus compliqué. Les bifurcations de vaisseaux sont des candidats naturels pour de tels points d'intérêt. Nous avons tout d'abord manuellement pointé un point d'intérêt le long du vaisseau 2D correspondant au vaisseau 3D d'intérêt pour chaque trame. Nous calculons pour chacun l'abscisse curviligne du point 3D correspondant au point 2D sélectionné. Un suivi parfait (avec une parfaite identification manuelle de la bifurcation) devrait donner la même abscisse curviligne pour tous les points 3D, l'écart type

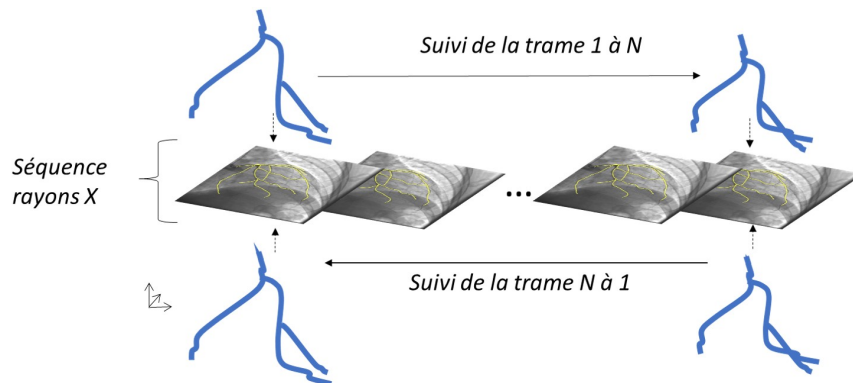


Figure 5.7 – Schéma illustratif de l'évaluation "préservation de la forme".

de toutes les abscisses curvilignes est donc une mesure adéquate pour évaluer le suivi. Soit $U = \{u_1, \dots, u_N\}$ les N abscisses et \bar{u} la moyenne de U , la mesure proposée est

$$sp = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (u_i - \bar{u})^2} \quad (5.11)$$

5.4 Résultats

Pour évaluer la performance de l'algorithme proposé, nous utilisons des données collectées après consentement des patients. Ces données proviennent de 10 patients. Nous avons sélectionné pour chaque séquence angiographique une sous-séquence couvrant au moins un cycle cardiaque complet. Plusieurs séquences ont été sélectionnées pour un patient donné, donnant un total de 23 suivis d'arbre coronaire. Dans la suite, nous proposons de comparer le suivi du vaisseau d'intérêt avec (M_t) et sans l'aide de l'arbre coronaire (M_v). Dans le cadre des expériences de ce chapitre, les paramètres ont été réglés de la même façon, le lecteur peut se référer au chapitre 6 pour plus de détails. La figure 5.8 est une illustration de résultats obtenus sur plusieurs cas. Dans cette figure, nous avons choisi de faire la distinction visuelle entre le vaisseau d'intérêt et le reste des vaisseaux, car c'est sur ce vaisseau d'intérêt que portent nos métriques d'évaluation.

5.4.1 Préservation de forme

L'objectif de cette mesure est d'évaluer l'exactitude de la déformation du vaisseau pour les 23 cas. Les mesures pf et pf^{cl} sont appliquées sur les résultats de M_v et M_t .

5.4.1.1 Préservation de forme: pf

La mesure présentée dans cette section est la distance point à point du vaisseau d'intérêt avant et après l'ensemble des recalages, pour l allant de 1 à 10 mm. Dans la figure 5.9a, les résultats ont été obtenus par M_v tandis que dans la figure 5.9b

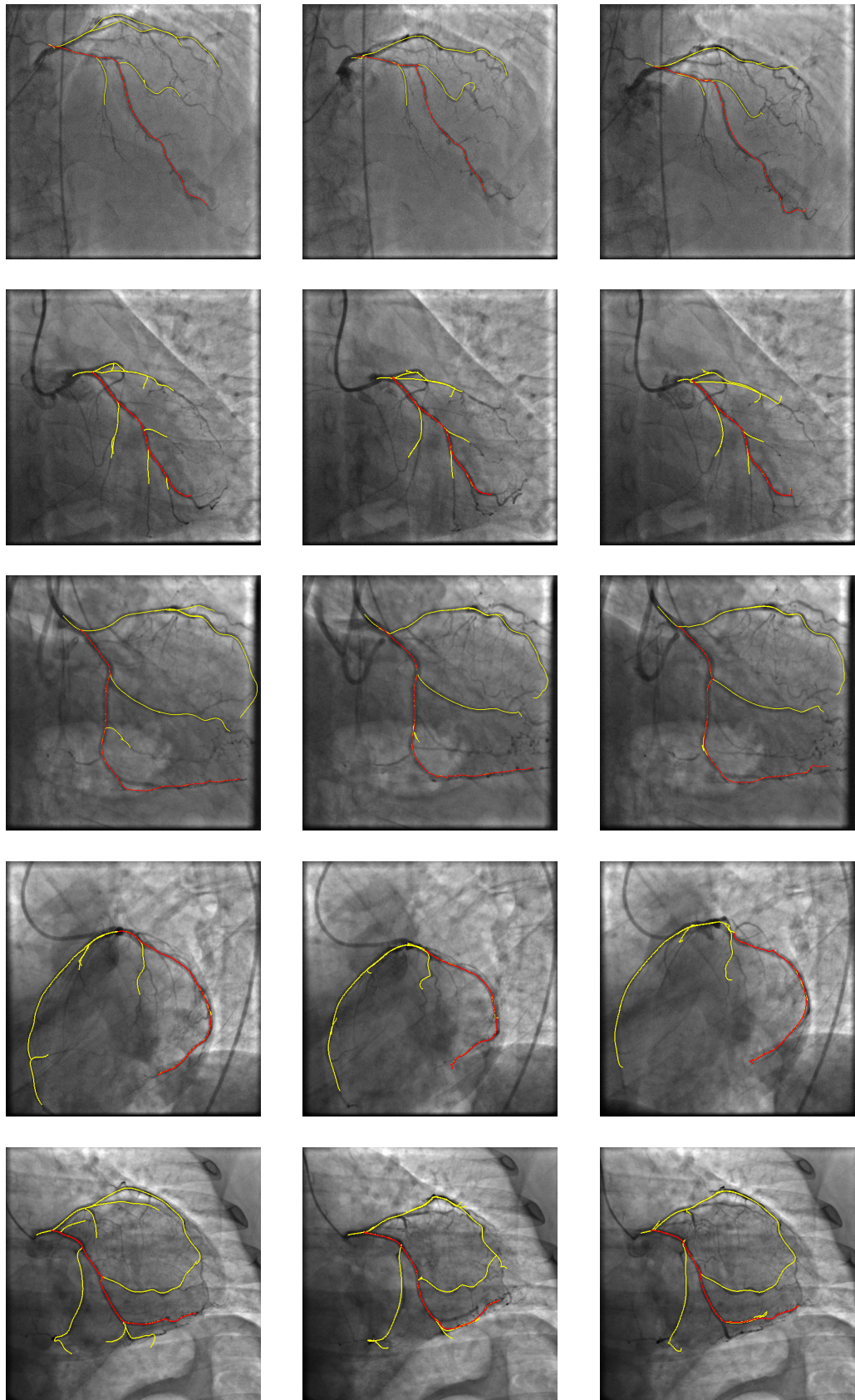


Figure 5.8 – Résultats du suivi temporel pour quatre séquences cliniques (un par ligne)⁸⁷ sur un cycle cardiaque, au début, au milieu et à la fin de la séquence extraite (de gauche à droite). Les courbes jaunes représentent la projection de l'arbre 3D déformé et la courbe rouge le vaisseau d'intérêt. Dans l'approche M_t , il n'y a pas de rôle particulier explicite pour ce dernier par rapport aux autres vaisseaux.

les résultats ont été obtenus par M_t . Les résultats sont en moyenne assez proches, mais beaucoup moins variables avec la méthode M_t . Comme attendu, les valeurs augmentent avec l pour les deux méthodes. Pour M_v les moyennes vont de 8,9% (pour $l = 1$ mm) à 65.7% (pour $l = 10$ mm), tandis que pour M_t les moyennes vont de 5.8% (pour $l = 1$ mm) à 70.1% (pour $l = 10$ mm).

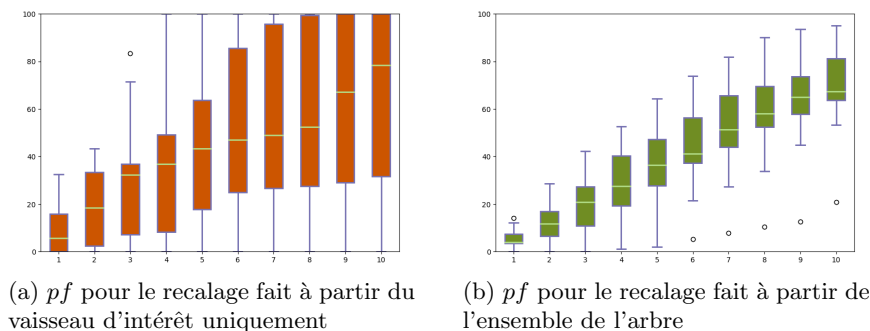


Figure 5.9 – Résultats de la mesure de préservation de forme (pf) pour l allant de 1 à 10 mm, avec en (a) les résultats obtenus avec M_v , et en (b) avec la méthode M_t .

5.4.1.2 Préservation de forme: pf^{cl}

La mesure présentée dans cette section est la distance point à point le plus proche au sein du vaisseau d'intérêt avant et après l'ensemble des recalages, pour l allant de 1 à 10 mm. Dans la figure 5.10a, les résultats ont été obtenus grâce à M_v , tandis que dans la figure 5.10b les résultats ont été obtenu grâce à M_t . Les résultats sont en moyenne légèrement supérieurs avec M_t , mais beaucoup plus stables quelle que soit la valeur de l avec moins de variation des résultats suivant l . Pour M_v les moyennes vont de 52.8% (pour $l = 1$ mm) à 75.9% (pour $l = 10$ mm), tandis que pour M_t les moyennes vont de 45.9% (pour $l = 1$ mm) à 87.1% (pour $l = 10$ mm).

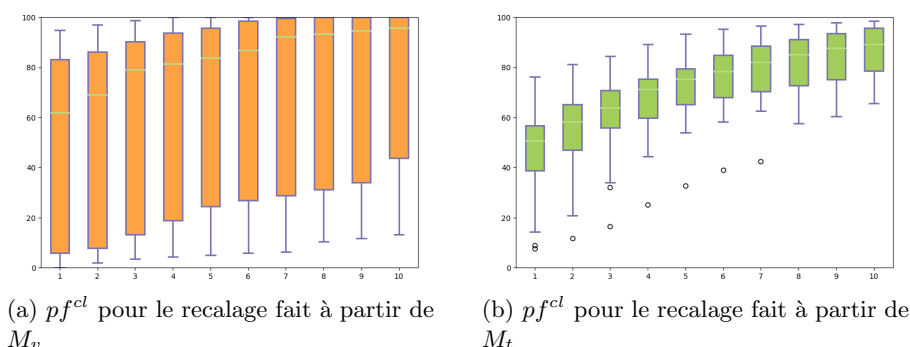


Figure 5.10 – Résultats de la mesure de préservation de forme (pf^{cl}) pour l allant de 1 à 10 mm, avec en (a) les résultats obtenus avec M_v , et en (b) avec M_t .

5.4.1.3 Comparaison de pf et pf^{cl}

Le but de cette section est de voir plus clairement la différence de résultats entre les deux méthodes et entre les deux mesures, pf (figure 5.11a) et pf^{cl} (figure 5.11b) en fixant le paramètre l à 5 mm. Comme on l'a dit précédemment, la méthode M_t est plus stable dans les deux cas avec une plus grande séparation entre les deux méthodes pour la mesure pf^{cl} . En effet pour pf , M_t a obtenu 38.6% contre 43.4% pour M_v , pour pf^{cl} M_t a obtenu 71.7% contre 67.1% pour M_v . Ce qui est intéressant c'est que M_t obtient des résultats très différents avec pf^{cl} en comparaison avec M_v . Cette caractéristique révèle en effet un glissement le long du vaisseau et sera décrite plus amplement dans la section 5.5.

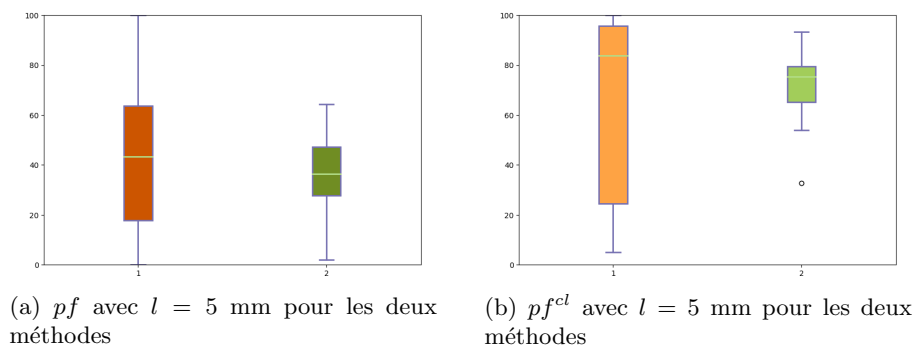


Figure 5.11 – Résultats de la mesure de préservation de forme pour les deux méthodes (M_v en orange et M_t en vert) pour $l = 5$ mm. En (a) la mesure présentée est pf en (b) pf^{cl} .

5.4.2 Suivi de point

Ces mesures sont représentées dans la figure 5.12. Les valeurs sont les écarts types de l'ensemble des abscisses curvilignes des points associés à la bifurcation pour chaque projection. A gauche, les valeurs sont obtenus avec le recalage effectué avec M_v , et à droite avec M_t . Dans le premier cas, la valeur moyenne est de 5.8 mm et dans le deuxième 4.3 mm. Les écarts-types peuvent dépendre de deux types d'erreur: l'erreur créée par l'algorithme, et l'erreur liée à la vérité terrain. Marquer la localisation exacte de la bifurcation dans des images rayons X est difficile car la superposition locale des vaisseaux masque la position exacte à laquelle les vaisseaux formant la bifurcation se séparent. Néanmoins, au vue des moyennes et de la distribution des valeurs, encore une fois les résultats montrent une nette supériorité de la méthode de ce chapitre lorsque l'on prend en compte l'arbre dans sa totalité.

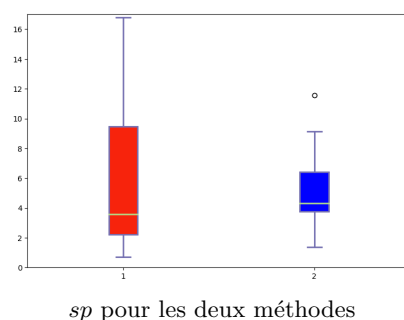


Figure 5.12 – Résultats de la mesure de suivi de point pour la méthode M_v en rouge et la méthode M_t en bleu.

5.5 Conclusion

Nous avons présenté une méthode de suivi de vaisseaux coronaires 3D/2D. Nous sommes partis d'un recalage complet de l'arbre coronaire obtenu à la même phase que la trame courante, puis nous avons continué la déformation de l'arbre sur l'ensemble de la séquence d'images angiographiques. Les appariements sont ensuite définis entre les vaisseaux 3D projetés et les lignes centrales préalablement segmentées dans l'image angiographique. Les vaisseaux 3D sont alors déformés afin de minimiser la longueur entre les paires de points dans l'espace 3D et sous la contrainte d'une préservation de longueur 3D. Dans l'évaluation nous avons observé une amélioration des résultats par rapport à M_v .

La différence des résultats vient essentiellement du fait que dans le cadre de la méthode du chapitre précédent le suivi a plus tendance à se tromper de vaisseau, en confondant le vaisseau à suivre avec un vaisseau voisin de forme similaire. Enfin, une autre observation est la différence de résultats entre la mesure pf et pf^{cl} . Cette différence traduit un glissement des points le long du vaisseau après avoir effectué l'ensemble des recalages. Un exemple de cette caractéristique est illustré dans la figure 5.13a. Cette caractéristique impacte clairement les résultats de pf et sp . C'est une limitation de notre approche. Nous reviendrons dans la conclusion de ce manuscrit sur les idées qui peuvent permettre de la dépasser.

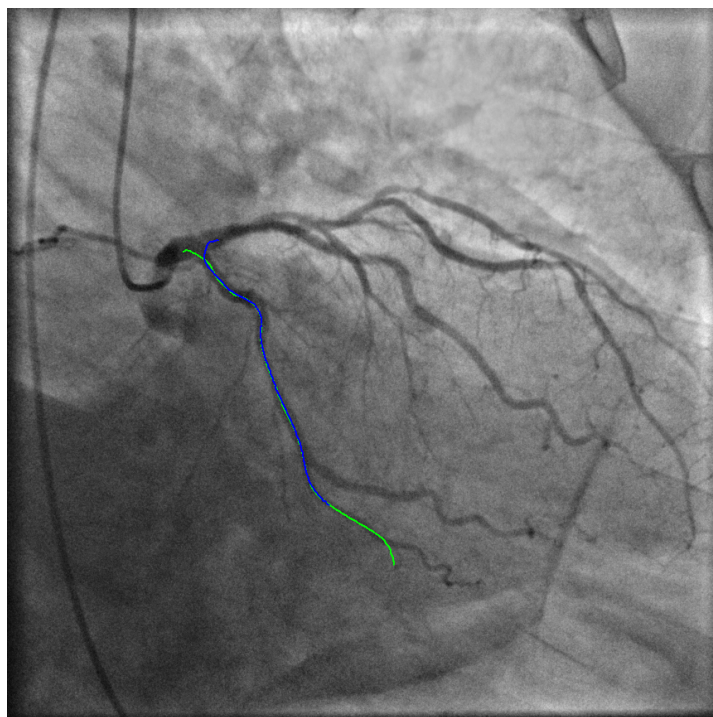


Figure 5.13 – Exemple de cas de glissement, avec en vert le vaisseau d'intérêt après son premier recalage sur la première trame et en bleu ce même vaisseau d'intérêt après un aller et retour sur la séquence entière, comme décrit dans la section 5.3.1.

Complément

Contents

6.1	Introduction	93
6.2	Fréchet pondéré	94
6.2.1	Formulation de la fonction d'appariements	94
6.3	Expériences synthétiques	96
6.3.0.1	Choix du paramètre γ	97
6.3.0.2	Expériences sur la phase	98
6.3.0.3	Expériences sur l'amplitude	98
6.3.0.4	Expériences sur la période	99
6.4	Paramètres de déformation	101
6.4.1	Construction d'un vaisseau 3D réaliste	101
6.4.2	Modélisation du vaisseau par la spline	102
6.4.3	Préservation de la longueur de la spline	103
6.4.4	Qualité de la déformation de la spline	104
6.5	Arbre-spline	106
6.6	Conclusion	107

6.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter les expériences complémentaires qui nous ont aidées à élaborer notre algorithme de recalage, présenté dans les chapitres 4 et 5.

Les expériences portent, dans un premier temps, sur la technique d'appariements, dite de Fréchet pondéré (section 6.2), soit l'étape 4 si l'on se réfère au schéma 4.1 qui résume les étapes de l'algorithme.

Dans un deuxième temps, les expériences portent sur le choix des paramètres liés à la modélisation de la spline et à sa transformation (section 6.4), c'est-à-dire les étapes 2 et 6 du même schéma 4.1.

6.2 Fréchet pondéré

Dans cette section, nous nous intéressons à la méthode d'appariements, c'est-à-dire l'étape 4 si l'on se réfère au schéma 4.1.

A cette étape, on cherche à appairer les projections d'un même vaisseau, déformé plus ou moins par le mouvement cardiaque.

Nous considérons que les deux courbes à appairer issues de ces projections, s_1 et s_2 , sont déjà connues.

6.2.1 Formulation de la fonction d'appariements

Une méthode provenant de (Benseghir et al., 2015a) existait déjà, les appariements de Fréchet qui permettait d'établir des correspondances en respectant l'ordre des points. Ces appariements sont dérivés de la distance de Fréchet (Alt & Godau, 1992), F_{dist} . Cette distance était alors initialement définie comme ci-dessous :

$$F_{dist}(s_1, s_2) = \min_A \left\{ \max_{(s_1(i), s_2(j)) \in A} \|s_1(i) - s_2(j)\|^2 \right\}$$

A contenant l'ensemble des appariements, avec une contrainte sur l'ordre des appariements :

$$\begin{cases} \forall (s_1(i), s_2(j)) \in A(s_1, s_2) \\ \forall (s_1(i'), s_2(j')) \in A(s_1, s_2) \end{cases} \quad i < i' \iff j < j'$$

(Benseghir et al., 2015a) s'est alors intéressé à la version proposée par (Eiter & Mannila, 1994), F_{dist}^{sum} , préférée lorsque l'ensemble des appariements ont un impact sur les résultats.

$$F_{dist}^{sum}(s_1, s_2) = \min_A \left\{ \sum_{(s_1(i), s_2(j)) \in A} \|s_1(i) - s_2(j)\|^2 \right\}$$

Ensuite, les 2 courbes ne jouant pas un rôle symétrique, on impose que tous les points de s_1 soient dans A , à part s'il n'y a plus de points à appairer dans s_2 . On construit les appariements $(j, A(j))$ progressivement, le premier point de s_1 étant simplement apparié au point le plus proche de s_2

$$\begin{cases} A(1) = \arg \min_i \|s_1(1) - s_2(i)\| \\ A(j) = \arg \min_i \|s_1(j) - s_2(i)\| \quad \text{avec } A(j-1) \leq i \end{cases}$$

Il peut y avoir un intervalle (ou "saut") important de points non appariés de s_2 entre deux points appariés successifs $s_2(A(j-1))$ et $s_2(A(j))$. La longueur de cet intervalle peut être contrainte par l'introduction d'une longueur maximale de "saut", $jump$:

$$\begin{cases} A(1) = \arg \min_i \|s_1(1) - s_2(i)\| \quad \text{avec } 1 \leq i \leq jump + 1 \\ A(j) = \arg \min_i \|s_1(j) - s_2(i)\| \quad \text{avec } A(j-1) \leq i \leq A(j-1) + jump \end{cases}$$

Nous avons observé que ces appariements pouvaient encore être améliorés. Les appariements se font au point le plus proche, sans retour en arrière possible, et seulement dans un intervalle de longueur contrôlée (*jump*). Cette possibilité de "sauter" plusieurs points permet de faire en sorte que les deux courbes "se collent" au mieux. Toutefois, si les distances des points de la courbe cible dans cet intervalle de saut passent par un maximum et diminuent ensuite, il n'y aura aucun appariement sur cet intervalle de distance maximale : certaines parties de la courbe cible peuvent être ignorées. Cet artefact n'était pas important dans le travail de (Benseghir et al., 2015a), puisqu'une transformation globale (i.e. rigide) était recherchée. Cela pose toutefois problème lorsqu'une transformation locale (i.e. déformation) est recherchée. Nous avons aussi ajouté une contrainte de préservation de la longueur 2D, qui permet de mieux contrôler ces intervalles sans appariements, et ainsi d'en obtenir une répartition plus régulière, comme l'illustre la figure 6.12.

Pour obtenir ce résultat, nous avons introduit une préservation de l'élongation 2D, qui consiste à construire des appariements qui avancent à peu près à la même vitesse le long des 2 courbes, plus précisément à pénaliser des avancées de vitesse différente. Soit d la distance entre 2 points le long d'une courbe 2D :

$$d : \mathbb{N}^2 \rightarrow \mathbb{R} \quad , \quad d(s_1(p_1), s_2(p_2)) = \sum_{i=p_1+1}^{p_2} \|s_1(i) - s_1(i-1)\|$$

la nouvelle fonction d'appariements, Fréchet pondéré (A'), est définie ci-dessous :

$$\begin{cases} A'(1) &= \arg \min_i \|s_1(1) - s_2(i)\|^2 + \lambda(1)d(s_2(1), s_2(i))^2 \text{ avec } 1 \leq i \leq jump + 1 \\ A'(j) &= \arg \min_i \|s_1(j) - s_2(i)\|^2 + \lambda(i)(d(s_2(A'(j)), s_2(A'(j-1))) - d(s_1(j), s_1(j-1)))^2 \\ &\text{avec } A'(j-1) \leq i \leq A'(j-1) + jump \end{cases}$$

Avec λ un ensemble de poids préalablement défini pour chaque couple de courbes s_1 et s_2 comme étant une approximation de la distance locale séparant les deux courbes. L'idée est que plus les courbes sont localement éloignées l'une de l'autre plus on met de poids sur la contrainte de vitesse d'avancement de manière à éviter les sauts.

Soit $dist_{loc}(s_1(i))$ la fonction qui associe au point $s_1(i)$ la distance locale entre les deux courbes s_1 et s_2 .

$$dist_{loc}(s_1(i)) = \frac{\sum_{j=i-r}^{j=i+r} \|s_1(j) - s_2(Cl_{s_2}(j))\| + \sum_{k=Cl_{s_2}(i-r)}^{k=Cl_{s_2}(i+r)} \|s_1(Cl_{s_1}(k)) - s_2(k)\|}{[(i+r) - (i-r) + 1] + [Cl_{s_2}(i+r) - Cl_{s_2}(i-r) + 1]}$$

avec $Cl_{s_2}(i)$ l'indice du point le plus proche de $s_1(i)$ appartenant à la courbe s_2 , et $Cl_{s_1}(k)$ l'indice du point le plus proche de $s_2(k)$ appartenant à la courbe s_1 .

$\lambda(i)$ est défini comme :

$$\lambda(i) = \left(\gamma \frac{dist_{loc}(s_1(i))}{dist_{moy}(s_2)} \right)^2$$

avec γ un terme de pondération, $dist_{moy}(s_2)$ l'écart moyen des points successifs appartenant à s_2 (diviser par cet écart moyen permet de se rendre indépendant de l'échantillonnage de la courbe s_2) vérifiant :

$$dist_{moy}(s_2) = \frac{1}{n_{s_2} - 1} \sum_{i=1}^{i=n_{s_2}-1} \|s_2(i) - s_2(i-1)\| \quad (6.1)$$

6.3 Expériences synthétiques

Pour régler le paramètre de pondération γ (voir équation 6.1), et pour analyser plus finement les bénéfices des appariements calculés avec notre formulation de Fréchet pondéré, par rapport à la formulation faite par T. Benseghir dans (Benseghir et al., 2015a), nous avons effectué une série d'expériences sur des courbes synthétiques.

Une première phase d'observation a été menée pour caractériser les niveaux de tortuosité communément présents dans nos données (voir figure 6.1). De là, nous avons choisi 3 vaisseaux caractéristiques que nous avons modélisé par des courbes 2D de la forme $(t, f(t))$ avec :

$$f(t) = \alpha \sin(\beta t + \phi) \quad (6.2)$$

Ces 3 courbes sont définies par 3 paramètres chacune $(\alpha_i, \beta_i, \phi)_{i \in \{1,2,3\}}$. Nous avons défini les paramètres suivant les mesures observées sur la figure 6.1. c'est-à-dire les rapports de période et d'amplitude entre les courbes.

Les 3 courbes sont représentées dans la figure 6.2, toutes avec la même phase $\phi = 0$. La plus tortueuse, est définie par $\alpha_1 = 1$ et $\beta_1 = 1$ (en vert), la moyennement tortueuse $\alpha_2 = 0,42$ et $\beta_2 = 1,2$ (en magenta), et enfin le vaisseau droit $\alpha_3 = 0$ et $\beta_3 = 0$ (en bleu clair).

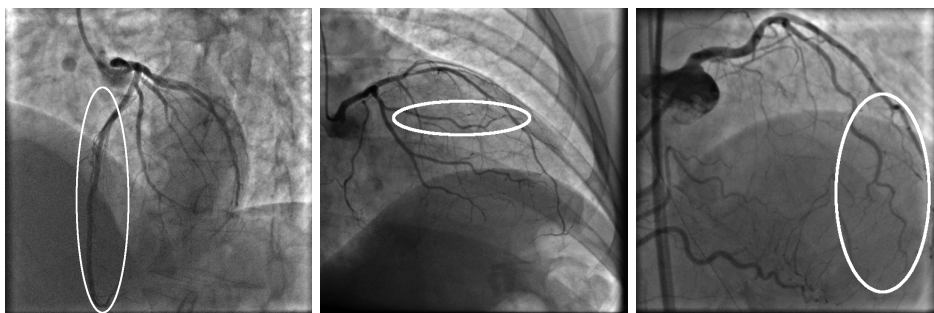


FIGURE 6.1 – 3 exemples de vaisseaux, du moins au plus tortueux, de la gauche vers la droite.

Dans les expériences qui vont suivre, les deux fonctions d'appariements vont être comparées sur des courbes construites à partir des paramètres $\{\alpha_i\}$, $\{\beta_i\}$ et $\{\phi_i\}$. Un score, basé sur la préservation de l'abscisse curviligne est ainsi défini,

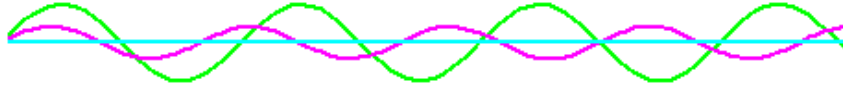


FIGURE 6.2 – Courbes synthétiques représentant les différents niveaux de tortuosité observés sur les vaisseaux.

pour la fonction d'appariements A entre les courbes s_1 et s_2 :

$$score(A) = \frac{length(s_1)}{100} \sqrt{\sum_{i=1}^{i=n_{s_1}} \frac{(abs_{s_1}(s_1(i)) - abs_{s_2}(s_2(A(i))))^2}{n_{s_1}}} \quad (6.3)$$

Avec n_{s_1} le nombre de points appartenant à la courbe s_1 , $length(s_1)$ la longueur de la courbe s_1 , $abs_{s_1}(s_1(i))$ l'abscisse curviligne de $s_1(i)$ le long de la courbe s_1 , A la fonction d'appariement proposée par T. Benseghir. De la même manière, $score(A')$ fera référence au score de la fonction d'appariements de Fréchet pondéré.

6.3.0.1 Choix du paramètre γ

Cependant, avant de commencer les expériences pour comparer les deux techniques d'appariements, la valeur de γ doit être choisie. Cette valeur définit l'importance du poids du contrôle de vitesse. Pour la choisir, nous avons calculé $score(A')$, le score de la fonction d'appariements de Fréchet pondéré (A'), entre deux courbes s_1 et s_2 pour différentes valeurs de γ . s_1 et s_2 sont toutes les deux définies par $f(t)$ avec la même période et amplitude, à savoir $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha_1, \beta_1, \frac{\pi}{2})$.

Une illustration de la fonction d'appariements avec $\gamma = 0$ et $\gamma = 1$ est présentée dans la figure 6.3. Les scores sont présentés dans la figure 6.4 et montrent une stabilisation du score à $\gamma = 0.73$. Une valeur légèrement supérieure a été choisie, $\gamma = 1$, de manière à être sur de maximiser le score pour toutes les configurations de courbes.

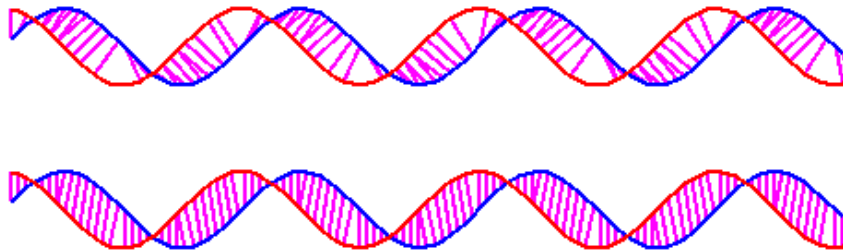


FIGURE 6.3 – Exemple de résultats d'appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre deux courbes à des phases différentes, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_1, \beta_1, \frac{\pi}{2})$ (rouge).

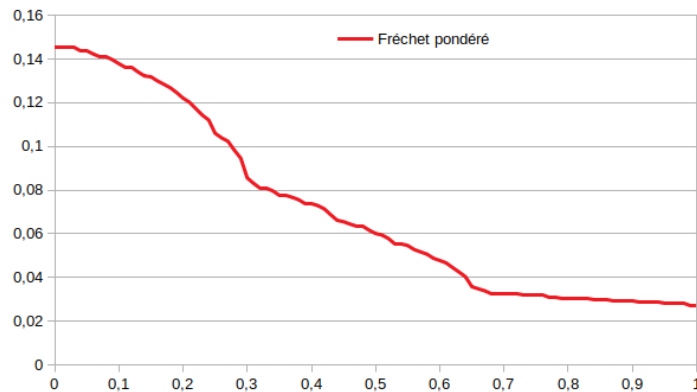


FIGURE 6.4 – Résultats du score $score(A')$ en ordonnée, pour γ allant de 0 à 1 en abscisse, pour les deux courbes $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha_1, \beta_1, \frac{\pi}{2})$, dont la phase diffère.

6.3.0.2 Expériences sur la phase

Dans cette partie, le but est de comparer les méthodes d'appariements entre deux courbes dont la phase diffère.

Soient maintenant $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\phi) = (\alpha_1, \beta_1, \phi)$ avec $\phi \in [-\pi, \pi]$, une illustration de ces courbes, dont seule la phase diffère, est présentée à la figure 6.5 avec les deux méthodes d'appariements. Les scores $score(A)$ et $score(A')$ sont eux présentés dans la figure 6.6. Dans cette figure, il apparaît que le score de Fréchet pondéré est relativement stable à travers les phases et est toujours meilleur que celui de Fréchet, qui lui, empire à mesure que les phases entre les deux courbes diffèrent.

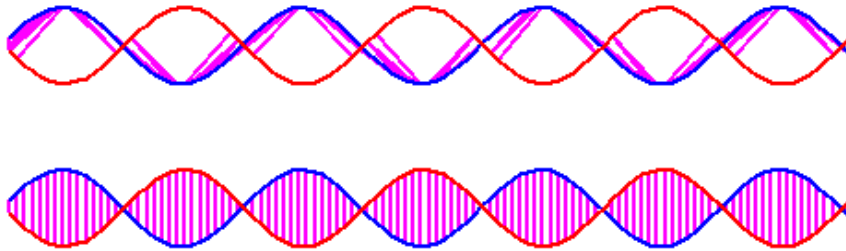


FIGURE 6.5 – Exemple de résultats d'appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre des courbes dont la phase diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_1, \beta_1, \pi)$ (rouge).

Dans la suite, la phase ne sera plus testée et ϕ sera toujours mis à 0.

6.3.0.3 Expériences sur l'amplitude

Dans cette partie, le but est de comparer les méthodes d'appariements entre deux courbes dont l'amplitude diffère.

Soient maintenant $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha) = (\alpha, \beta_1, 0)$ avec $\alpha \in [\alpha_3, \alpha_1]$, 2

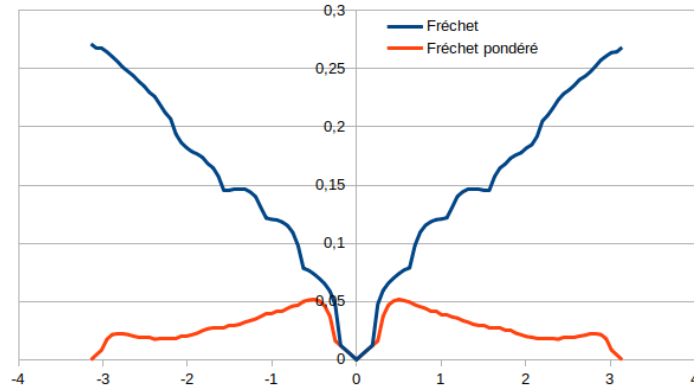


FIGURE 6.6 – Résultats des scores $score(A)$ (bleu) et $score(A')$ (rouge) entre $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha_1, \beta_1, \phi)$ en ordonnée, pour ϕ (la phase) variant de $-\pi$ à π en abscisse.

exemples de ces courbes, avec les deux manières d'apparier sont présentés dans les figures 6.8 et 6.9. Les scores $score(A)$ et $score(A')$ sont eux présentés dans la figure 6.7. Comme pour l'expérience pour la phase, il apparaît que le score de Fréchet pondéré est relativement stable à travers les différentes amplitudes et est toujours meilleur que celui de Fréchet, qui lui, empire à mesure que les amplitudes entre les deux courbes diffèrent.

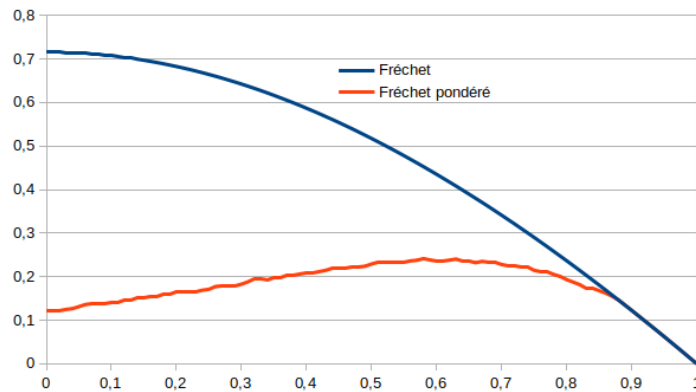


FIGURE 6.7 – Résultats des scores $score(A)$ (bleu) et $score(A')$ (rouge), entre deux courbes dont l'amplitude diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha, \beta_1, 0)$ en ordonnée, pour α (l'amplitude) variant de α_3 à α_1 en abscisse.

6.3.0.4 Expériences sur la période

Dans cette partie, le but est de comparer les méthodes d'appariements entre deux courbes dont la période diffère.

Soient maintenant $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\beta) = (\alpha_2, \beta, 0)$ avec $\beta \in [\beta_1, \beta_2]$. Un exemple de ces courbes, avec les deux manières d'apparier est présenté dans la figure 6.11. Les scores $score(A)$ et $score(A')$ sont eux présentés dans la figure 6.10. Dans cette figure, les deux scores varient peu et le score de Fréchet pondéré reste meilleur peu importe la période.

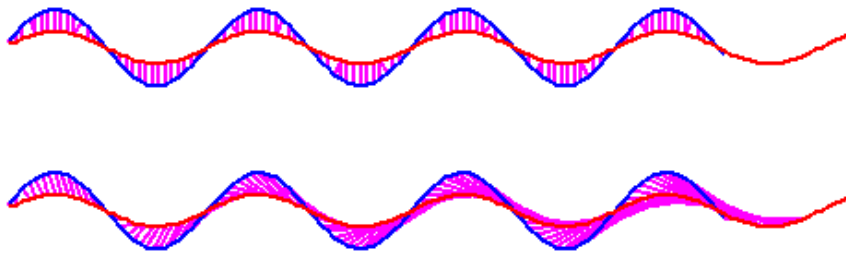


FIGURE 6.8 – Exemple de résultats d’appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre deux courbes dont l’amplitude diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_2, \beta_1, 0)$ (rouge).

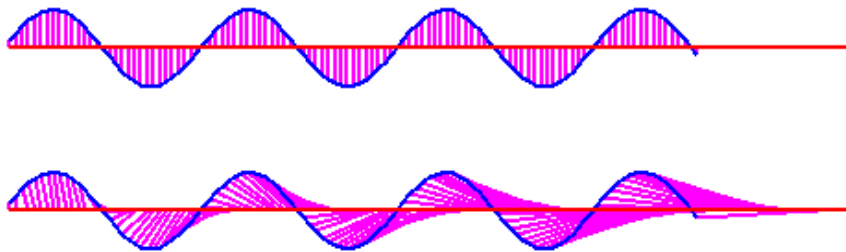


FIGURE 6.9 – Exemple de résultats d’appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre deux courbes dont l’amplitude diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_2, \beta_1, 0)$ (rouge).

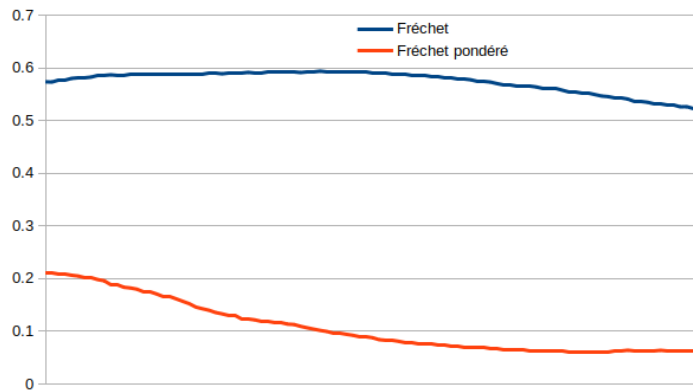


FIGURE 6.10 – Résultats des scores $score(A)$ et $score(A')$, entre deux courbes dont la période diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ et $s_2(\alpha_2, \beta, 0)$ en ordonnée, pour β (la période) variant de β_1 à β_2 en abscisse.

En conclusion, ces expériences nous ont permis de choisir une valeur de γ pour la méthode de Fréchet pondéré que nous proposons. Nous avons vu que sur les exemples synthétiques, cette évolution de la méthode donnait des résultats plus appropriés que la méthode de Fréchet introduite par T. Benseghir. Cette analyse

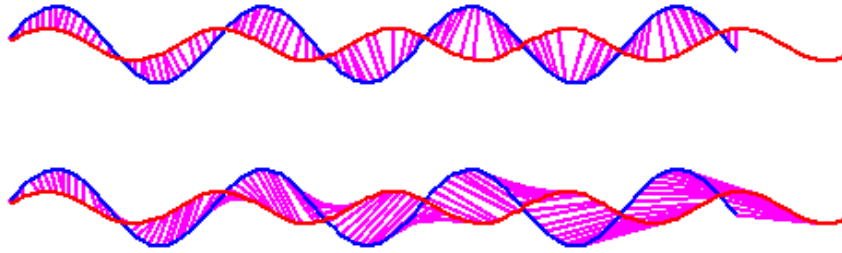


FIGURE 6.11 – Exemple de résultats d'appariements de Fréchet (en haut) et Fréchet pondéré (en bas), entre deux courbes dont la période diffère, $s_1(\alpha_1, \beta_1, 0)$ (bleu) et $s_2(\alpha_1, \beta_2, 0)$ (rouge).

a porté sur le critère quantitatif proposé et sur un plan plus qualitatif via la visualisation des appariements formés. Nous retrouvons ce type de comportement sur des données réelles, comme le montre la figure 6.12, exemple d'une situation observée sur les données cliniques.

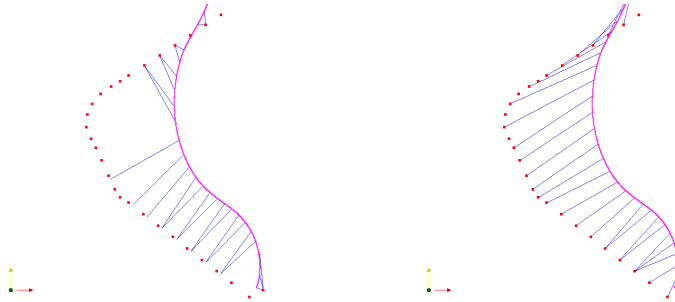


FIGURE 6.12 – Appariements (bleu) entre les points projetés du vaisseau 3D s_1 (bleu) et les points du vaisseau 2D s_2 (rouge), pour un cas donné. A gauche la méthode de Fréchet, à droite la méthode de Fréchet pondéré.

6.4 Paramètres de déformation

Comme vu dans les chapitres précédents, nous avons choisi les fonctions splines pour modéliser (étape 2 dans le schéma 4.1) puis déformer (étape 6 dans le schéma 4.1) les vaisseaux. Cependant, la qualité de la modélisation et de la déformation est sensible au choix de certains paramètres. A travers des expériences sur des données synthétiques, nous avons cherché à identifier les valeurs pertinentes de ces paramètres.

6.4.1 Construction d'un vaisseau 3D réaliste

Nous avons opté pour un jeu de données théoriques formées à partir de courbes sinusoïdales pour mener à bien nos expériences. Nous sommes partis d'un vrai vaisseau 3D, V , de longueur $L = 86$ mm.

Nous avons ensuite créé une première courbe 3D sinusoïdale de même longueur L , $S_1 = (t, \alpha \sin(\beta t + \phi), 0)$, avec $\alpha = 1$, $\beta = 1$, $\phi = 0$ (voir équation 6.2) et une coordonnée $z = 0$ pour tous les points, puis nous avons recalé cette courbe de façon rigide sur V , en se basant sur des appariements d'abscisses curvilignes constants. L'idée est d'effectuer les expériences sur une courbe ayant une longueur et une position comparable à un vrai vaisseau.

La figure 6.13 montre la projection de S_1 et de V sur une image angiographique.

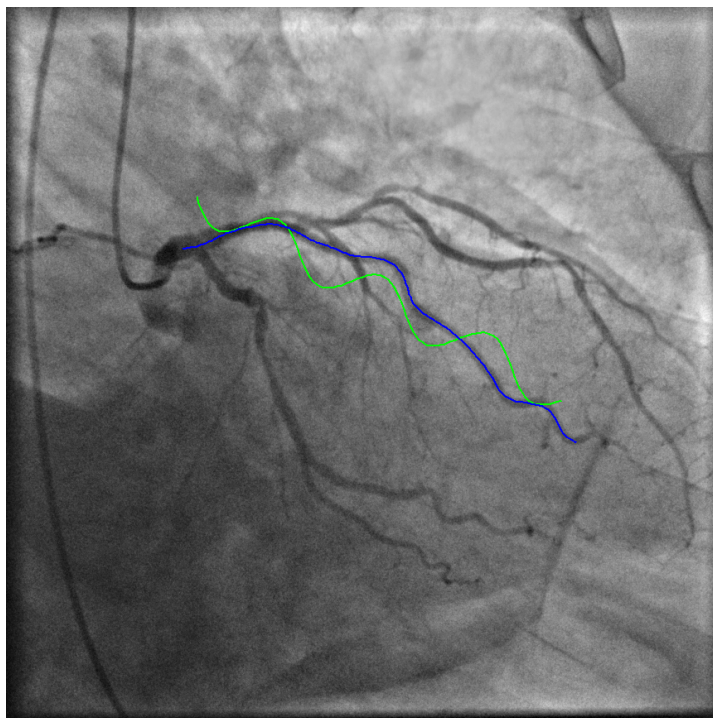


FIGURE 6.13 – Courbe S_1 projetée (en vert), après transformation rigide sur un vaisseau 3D (V) (en bleu), sur une image angiographique.

6.4.2 Modélisation du vaisseau par la spline

Dans notre travail de recalage chaque vaisseau V est modélisé par une spline cubique approximante $C_{\mathcal{P}}$ tel que :

$$V \approx \{C_{\mathcal{P}}(u) \mid u \in [0, 1]\} \quad (6.4)$$

Plus précisément chaque spline est définie par

$$C_{\mathcal{P}}(u) = \sum_{i=1}^n N_{i,p}(u) \mathcal{P}_i \quad (6.5)$$

où $C_{\mathcal{P}}$ est la spline définie par les points de contrôle \mathcal{P} , $N_{i,p}$ est la i ème B-spline de degré p , n le nombre de points de contrôle de C , \mathcal{P}_i le i ème point de contrôle de C , u l'abscisse de la spline.

La première expérience effectuée a pour but de définir le nombre minimum de points de contrôle pour approximer la courbe S_1 par une spline $C_{\mathcal{P}}$.

L'expérience consiste à calculer la distance moyenne $3D$ entre les points de la courbe S_1 et de la spline $C_{\mathcal{P}}(n)$ à abscisses curvilignes égales, suivant $\frac{n^{S_1}}{n}$, avec n^{S_1} le nombre de points appartenant à S_1 , et n le nombre de points de contrôle de C . Les résultats sont montrés dans la figure 6.14 et suggèrent d'avoir au moins 1 point de contrôle pour 5 points de données (il y a un point de données tous les millimètres) pour obtenir une distance moyenne inférieure ou égale à 0.1 mm.

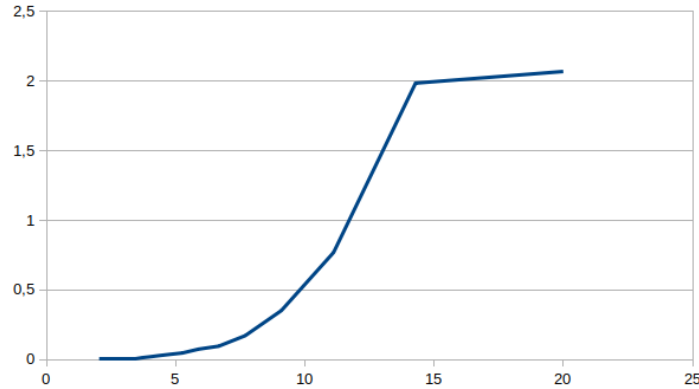


FIGURE 6.14 – Courbe de distance entre S_1 et $C_{\mathcal{P}}(n)$, avec en ordonnée, la distance moyenne entre les deux courbes, et en abscisse $\frac{n^{S_1}}{n}$, avec n^{S_1} le nombre de points appartenant à S_1 et n le nombre de points de contrôle.

6.4.3 Préservation de la longueur de la spline

Une fois la spline $C_{\mathcal{P}}$ construite et les appariements définis, vient l'étape de déformation (étape 6 dans le schéma 4.1) qui consiste à recalculer les points de contrôle de manière à rapprocher le plus possible $C_{\mathcal{P}}$ de la projection d'un vaisseau cible. Ce vaisseau cible sera nommé S_2 et sa projection s_2 . Celui-ci est construit de la même façon que S_1 (avec le même recalage initial) avec une amplitude et une période différente, $\alpha = 0.9$ et $\beta = 0.9$ (figure 6.15a), et une rotation de $\pi/26$ effectuée autour de l'axe perpendiculaire au plan image (figure 6.15b). L'ensemble des points de contrôle sera alors défini en résolvant :

$$\hat{\mathcal{P}} = \operatorname{argmin}_{\mathcal{P} \in \mathbb{R}^{3n}} E_d(C_{\mathcal{P}}, s_2) + \beta E_r(C_{\mathcal{P}}) \quad (6.6)$$

$E_d()$ et $E_r()$ sont respectivement le terme d'attache aux données et le terme de régularisation, et β est le paramètre de contrainte de longueur qui va permettre de conserver la longueur de la courbe spline pendant la transformation. Le but de l'expérience est de déterminer la meilleure valeur de β qui pourra empêcher une variation de longueur de la spline lors de la déformation.

Après avoir fixé le nombre de points de contrôle à 1 pour 5 points de données (voir section 6.4.2), nous avons fait varier le paramètre de contrainte de longueur β et nous avons calculé pour chacune de ces valeurs la variation de longueur s_{var} entre la courbe de départ S_1 et la spline à convergence $C_{\hat{\mathcal{P}}}$:

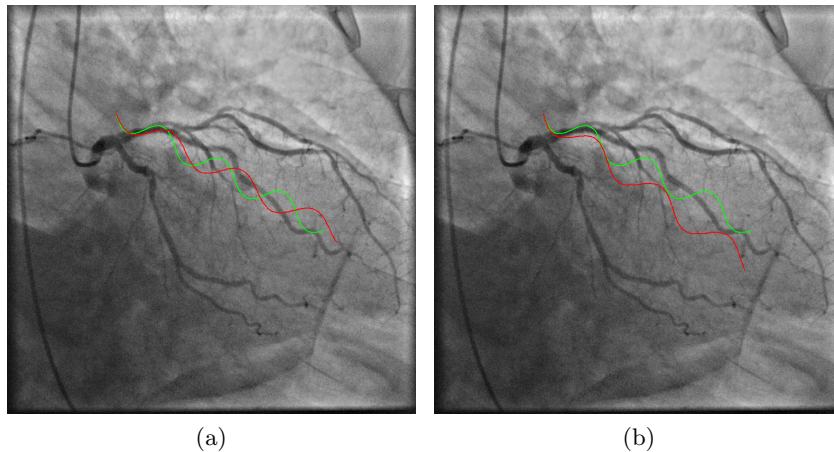


FIGURE 6.15 – Courbes S_1 et S_2 , respectivement en vert et rouge, projetées sur une image angiographique, avant (a) et après (b) rotation de S_2 .

$$s_{var} = \frac{|l(S_1) - l(C_{\hat{p}})|}{l(S_1)} \quad (6.7)$$

avec l la longueur de la courbe. La figure 6.16 montre les valeurs de s_{var} suivant β et suggère qu'à partir de $\beta = 20$ la variation de longueur est quasi-nulle. C'est-à-dire que la longueur de la spline est restée inchangée malgré la déformation.

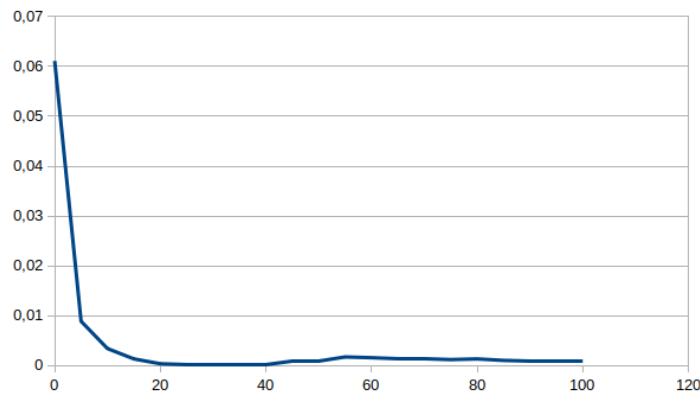


FIGURE 6.16 – Variation de longueur s_{var} entre la courbe de départ S_1 et la spline déformée C' en ordonnée, suivant le paramètre de contrainte de longueur β en abscisse.

6.4.4 Qualité de la déformation de la spline

La qualité de la déformation de la spline est définie par la distance moyenne entre les points de la spline à convergence $C_{\hat{p}}$ et la courbe cible S_2 , c'est-à-dire les points ayant la même abscisse curviligne sur les deux courbes. Nous connaissons grâce aux expériences précédentes le nombre de points de contrôle pour avoir au départ une spline approximante de qualité, et la valeur du paramètre

de préservation de longueur pour préserver la longueur de la spline. Nous allons voir dans cette partie l'effet de la variation de ces paramètres sur la qualité de la déformation.

Si l'on fixe le nombre de points de contrôle à 1 pour 5 points de données et que l'on fait varier le paramètre de contrainte de longueur β de 0 à 100 la distance moyenne entre les deux courbes se stabilise aux alentours de $\beta = 20$ ce qui confirme l'expérience précédente (voir figure 6.17a).

Ensuite, si l'on fixe le paramètre β à 20 et que l'on fait varier $\frac{n^{S_1}}{n}$ de 2 à 5, la distance moyenne entre les deux courbes atteint son minimum pour $\frac{n^{S_1}}{n} = 5$ (voir figure 6.17b). La valeur 5 étant la limite pour bien approximer S_1 au départ, nous pouvons en conclure que 5 est la meilleure valeur.

Dans toutes les configurations des deux paramètres, la distance moyenne entre les deux courbes est d'un peu moins de 2 mm. Cette distance est principalement dû à un décalage dans l'axe perpendiculaire au plan de l'image. En effet, dans l'incidence de la projection (figure 6.18a), la spline déformée (courbe orange) se superpose bien avec la courbe cible (courbe rouge) ; par contre, sous une incidence autre (figure 6.18b), on remarque un décalage entre les 2 courbes.

En conclusion, il semble que $\beta = 20$ et $\frac{n^{S_1}}{n} = 5$ semblent être des valeurs suffisantes pour atteindre une convergence satisfaisante, et seront donc les paramètres choisis pour les recalages.

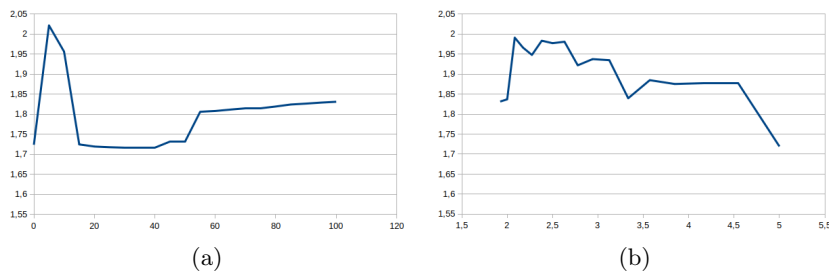
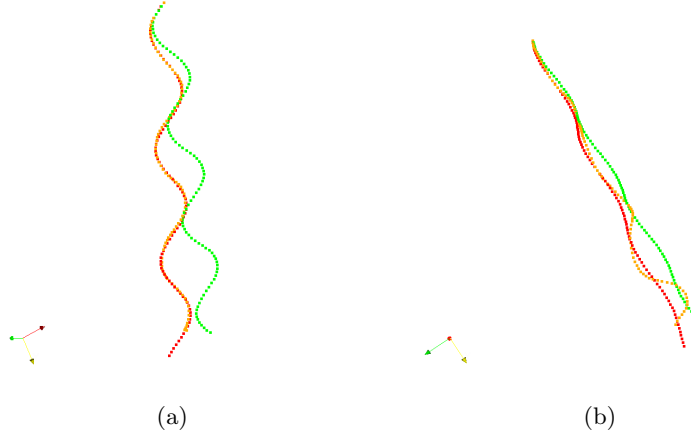


FIGURE 6.17 – Distance moyenne entre C' et S_2 en ordonnée, avec en (a), $\frac{n^{S_1}}{n} = 5$ et β qui varie de 0 à 100 en abscisse, et en (b) $\beta = 20$ et $\frac{n^{S_1}}{n}$ qui varie de 2 à 5 en abscisse.


 FIGURE 6.18 – S_1 (en vert), S_2 (en rouge), et C' en orange sous deux différentes vues.

6.5 Arbre-spline

L'arbre représentant un ensemble de courbes, nous avons commencé par approximer chaque arête S_k de l'arbre par une spline cubique approximante, ajustée avec une méthode centripète tel que

$$S_k \approx \{C_{\mathcal{P}^k}^k(u) \mid u \in [0, 1]\} \quad (6.8)$$

Plus précisément chaque spline est définie par

$$C_{\mathcal{P}^k}^k(u) = \sum_{i=1}^{n_k} N_{i,p}(u) P_i^k \quad (6.9)$$

où $N_{i,p}$ est la i ème B-spline de degré p , n_k le nombre de points de contrôle de $C_{\mathcal{P}^k}^k$, P_i^k le i ème point de contrôle de $C_{\mathcal{P}^k}^k$, u l'abscisse de la spline.

De manière à garantir la connexité des splines entre elles, nous avons défini pour chacune un vecteur de nœuds dont le premier et dernier nœud est de multiplicité 4. Cette caractéristique force la spline à passer par son premier et dernier point de contrôle (voir (Piegl & Tiller, 2012) pour plus de détails). Soit S_j une artère fille de S_k , en définissant $P_{n_k}^k = P_1^j$ on maintient une continuité C^0 en cette bifurcation. L'ensemble des points de contrôle est alors défini en résolvant :

$$\begin{cases} \hat{\mathcal{P}} &= \operatorname{argmin}_{\mathcal{P}=\{P^1, \dots, P^{n_a}\} \in \Omega} \sum_{k=1}^{n_a} E_d(C_{\mathcal{P}^k}^k, \mathcal{G}) + \beta E_r(C_{\mathcal{P}}^k) \\ \Omega &= \{P \in \mathbb{R}^3 \mid P_{n_k}^k = P_1^j \text{ si } S_j \text{ est une artère fille de } S_k\} \end{cases} \quad (6.10)$$

Avec n_a le nombre d'arêtes dans l'arbre 3D, $E_d()$ et $E_r()$ sont respectivement le terme d'attache aux données et le terme de régularisation, \mathcal{G} le graphe 2D. L'approximation de l'arbre coronaire par un arbre-spline est fait indépendamment pour chaque arête, ce qui revient exactement à l'approximation présentée section 6.4.2. De plus la déformation est faite pour chaque arête en contraignant les

points de contrôles des bifurcations à rester connectés entre eux. Cette contrainte ne modifie en rien les conclusions faites des expériences sur la déformation de la spline présentées dans les sections 6.4.4 et 6.4.3 . De ce fait, le même jeu de paramètres est utilisé pour l'arbre.

6.6 Conclusion

En conclusion de ce chapitre, pour les deux sections 6.2 et 6.4, nous avons utilisé des courbes synthétiques qui nous ont permis d'obtenir une évaluation quantitative, des appariements et de la déformation des courbes. Le but était d'évaluer, et de régler, notre méthode d'appariements de Fréchet pondéré pour la première section, et les paramètres de non-rigidité pour la deuxième.

Dans la première section, les paramètres des courbes synthétiques sinusoidales ont été choisis suivant les observations de tortuosité des vaisseaux des données réelles. Grâce à ces courbes nous avons pu régler le paramètre de poids γ appartenant à la fonction d'appariements. Ce paramètre prend plus ou moins en compte la contrainte de vitesse d'avancement des appariements. Les courbes synthétiques ont aussi permis de démontrer la supériorité de la méthode d'appariements de Fréchet pondéré sur la méthode initiale de Fréchet, proposée par T. Benseghir.

Dans la deuxième section, les paramètres des courbes sinusoidales ont aussi été réglés suivant les données réelles et recalées sur un vrai vaisseau. Ce recalage a permis d'obtenir une position réaliste des courbes pour les tests de recalage. Ces expériences ont permis de régler le nombre de points de contrôle à utiliser pour les splines ainsi que le paramètre de contrainte de longueur à lui appliquer lors de la déformation.

Nous avons grâce à aux expériences liées à la fonction d'appariements, et à la déformation de la spline, pu régler des paramètres essentiels à notre algorithme de recalage. Les courbes ont été réglées pour qu'elles correspondent au plus près de la réalité, même si elles ne prennent pas en compte les aléas des données réelles comme les imperfections de segmentation ou les formes originales que peuvent avoir les vaisseaux.

Conclusion et perspectives

Dans cette thèse, nous avons présenté un algorithme de recalage dynamique 3D/2D entre une image scanner 3D et une séquence d'images angiographiques 2D de vaisseaux coronaires.

Comme décrit dans le chapitre 1 du contexte clinique, la motivation première vient du fait que l'image scanner et la séquence d'images angiographiques sont deux types d'images complémentaires. La première a l'avantage d'être en 3D, de montrer l'ensemble des vaisseaux (même en cas de thrombose), et d'avoir une bonne résolution en contraste. La deuxième est en temps réel et est essentiel aux médecins pendant l'angioplastie car elle permet la navigation du guide dans les vaisseaux. Pendant l'intervention, cette fusion permettrait de faciliter la navigation du guide en apportant la perception 3D manquante. Elle pourrait aussi faciliter la pose du stent en indiquant précisément sa position au sein du vaisseau.

Ce travail se place dans la continuité de la thèse de ([Benseghir et al., 2015a](#)). Dans cette dernière a été élaboré un algorithme de recalage rigide entre l'image scanner et une image angiographique 2D correspondant à la même phase cardiaque. D'une part, le choix de la même phase cardiaque permet de faire l'hypothèse d'une transformation rigide entre l'imagerie scanner et l'image angiographique. D'autre part, une séquence d'images angiographiques présentant plusieurs cycles cardiaque, il est en effet possible de choisir dans la séquence une image non seulement correspondant à la même phase cardiaque que le scanner mais aussi de choisir un instant d'opacification maximale des vaisseaux.

Se placer dans le cadre de deux images correspondant à la même phase cardiaque permet de s'affranchir de certains problèmes. Une séquence, présentant plusieurs cycles cardiaque, il est possible de choisir dans la séquence une image angiographique correspondant à la même phase cardiaque et à un instant d'opacification maximale des vaisseaux. Certaines des autres images du cycle correspondant peuvent, suivant les cas cliniques, être moins contrastées. De plus, dans

l'image choisie, les artères ont une forme proche de celles qu'elles ont dans l'image scanner, alors que, au cours de la séquence, les artères se déforment en suivant le mouvement cardiaque.

Nos contributions principales ont été l'élaboration d'un nouvel algorithme de segmentation des images angiographiques, prenant en compte les spécificités d'une acquisition radiologique, et une nouvelle méthode de transformation non-rigide, du vaisseau d'intérêt puis de l'arbre 3D, capable de suivre le mouvement cardiaque au cours de la séquence.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons résumer les avancées faites grâce à nos algorithmes, évoquer des pistes d'extension des applications de notre travail et des pistes d'amélioration de l'approche ou d'explorations de l'applicabilité clinique à réaliser.

7.1 Contributions

7.1.1 Segmentation des vaisseaux

L'algorithme de segmentation présenté dans le chapitre 3 fournit une méthode d'extraction des lignes centrales de coronaires dans les images angiographiques 2D. Cette méthode est partie d'un constat. Les images angiographiques sont généralement rehaussées, avant l'extraction des lignes centrales, par des méthodes combinant une approche différentielle réalisée à différentes échelles. Dans la méthode la plus classique, proposée par Frangi ([A. Frangi et al., 1998](#)) et qui avait été retenue pour les travaux de Benseghir ([Benseghir et al., 2015a](#)), l'analyse s'appuie sur la matrice hessienne obtenue avec les dérivées d'ordre 2. De fait, la méthode calcule une réponse appelée "vesselness" en combinant les valeurs propres de cette matrice. L'analyse multi-échelle consiste à faire ce traitement à différentes échelles, échelles qui sont obtenues en convoluant successivement l'image avec des fonctions gaussiennes de différents écarts-types. L'échelle retenue est celle pour laquelle la réponse la plus forte est obtenue. Après avoir étudié l'ensemble de la littérature, nous avons porté notre attention sur une approche similaire mais différente. Elle reprend le schéma de la méthode de Frangi pour la dérivation à différentes échelles et le principe de déterminer une réponse maximale sur l'ensemble des échelles considérées. Elle en diffère en déterminant cette réponse comme le produit scalaire entre la normale estimée localement à l'axe du vaisseau et le vecteur du gradient d'intensité, soit la dérivée première. Cette approche avait été introduite par Krissian ([Krissian et al., 2000](#)). Pour les deux méthodes évoquées précédemment, nous avons observé que les réponses des vaisseaux étaient parfois inégales entre elles et celles des structures comme le bord du diaphragme ou les côtes, pouvaient parfois avoir des réponses du même ordre, voir supérieures aux vaisseaux.

Ces méthodes ont été initialement faites pour les images de vaisseaux 3D, et permettent de rehausser de façon uniforme l'ensemble des vaisseaux (sous l'hypothèse d'un produit de contraste uniforme). Les auteurs de ces dernières arguent le plus souvent que le passage de l'application 3D à la 2D est trivial. Or, nous avons démontré, grâce à un modèle de vaisseau analytique simple mais cou-

vrant les propriétés essentielles des images sur lesquelles nous travaillons, que la propriété de rehaussement uniforme des vaisseaux, dans le cas d'images obtenues par absorption de rayonnement X, n'est plus vérifiée en 2D.

A partir de ce constat, nous nous sommes appuyés sur les fonctions de rehaussement des deux méthodes pour en faire une nouvelle ayant cette propriété de rehaussement uniforme. Plus précisément, nous déduisons, à l'aide du filtre de Frangi, le rayon et la localisation des lignes centrales de chaque structure, puis nous y appliquons la réponse de Krissian à ces échelles avant de la normaliser.

Enfin, de manière à automatiser complètement la segmentation, nous avons expérimentalement établi un lien entre les paramètres de l'image et la valeur du meilleur seuil à appliquer. Cela a été possible uniquement en incluant une information technique supplémentaire spécifique des moyens mis en œuvre pour l'acquisition des images. Ce paramètre supplémentaire est la différence de potentiel mise en œuvre dans le tube Rx pour produire le rayonnement X. Cette différence de potentiel détermine directement le spectre du rayonnement subi par les tissus, donc, compte tenu des lois physiques, l'absorption de ce rayonnement, et finalement le contraste dans les images. C'est donc bien la raison pour laquelle ce paramètre est essentiel pour arriver à seuiller automatiquement les images.

C'est donc une méthode complète, et entièrement automatique, d'extraction des lignes centrales des vaisseaux coronaires dans les images angiographiques 2D qui a été présentée.

Nous avons cherché à réaliser une évaluation approfondie de cette approche en comparant les segmentations obtenues à celles attendues par un expert habitué à lire ce type d'images. Dans un premier temps, nous avons sélectionné, dans une large base de données d'images angiographiques, trente cas cliniques en cherchant à avoir une variété dans les paramètres. Le paramètre pris en compte est l'épaisseur radiologique du patient qui se traduit par le réglage de l'exposition du point de vue des kV employés pour générer les rayons X. Nous avons inclus des images de coronaire gauche et de coronaire droite dont les réseaux sont sensiblement différents. Nous avons aussi pris en compte le besoin de diversité dans le choix des angulations des images prises afin d'avoir une bonne représentativité de la pratique clinique. A l'issue de cette sélection de 30 images (nombre de 30 jugé suffisamment important pour couvrir les cas d'utilisation listés ci-dessus mais suffisamment petit pour préserver la possibilité d'une annotation explicite de ces images), un expert a marqué les lignes centrales de manière relativement grossière sans chercher à suivre les vaisseaux au pixel près. L'objectif était essentiellement de maintenir le segment de droite reliant deux points dans une ligne centrale à l'intérieur du vaisseau. Quelques vaisseaux dont le contraste était plus incertain, ou dont l'importance dans l'analyse de l'image coronaire apparaissait assez limitée, ont été marqués comme vaisseau de statut "intermédiaire", c'est-à-dire qu'il était acceptable de ne pas les voir retenus par l'algorithme.

Les résultats de l'algorithme ont été confrontés à cette base de données et cette vérité terrain ainsi établie. Nous avons obtenu en moyenne une sensibilité de 86,4% et une précision de 90,1%. Ces résultats nous ont paru encourageants, de même que l'observation des segmentations obtenues sur ces 30 images et sur une centaine pour lesquels l'analyse de performance purement qualitative a consisté à

observer l'image avec la segmentation obtenue superposée. Dans cette opération qualitative, aucune anomalie majeure n'a été identifiée. Nous avons noté une faiblesse sur laquelle nous reviendrons ci-après. Un autre test a consisté à appliquer l'algorithme sur des images ne contenant pas de vaisseaux car acquises avant l'arrivée du produit de contraste dans le réseau artériel. Pour cette étape, nous avons opté comme méthode d'évaluation le calcul du nombre de faux positifs ramenés à la largeur de l'image. Sur les trente images ayant passé cette évaluation, il n'y a que pour deux d'entre elles que le score a été trouvé supérieur à 1 et inférieur à 2 soit donc un nombre maximal observé dans ce test de 870 pixels faux positifs pour des images 512x512. Une image normalement injectée compte au minimum 2000 pixels classés comme vaisseaux. La séparation automatique des images en deux classes injectées ou pas peut donc bien s'envisager avec l'approche proposée. Cela est aussi possible car nous avons pu nous départir des approches communes retenues pour le seuillage. Certaines de ces approches présupposent un certain nombre de vrais positifs, ici typiquement ce serait un certain nombre de pixels appartenant aux vaisseaux rapportés à la dimension de l'image. Une manière de procéder légèrement différente inspirée de la méthode d'Otsu consiste à étudier l'histogramme des valeurs obtenues en considérant qu'il représente deux classes et d'identifier une valeur séparant de manière optimale les deux classes en fonction d'un critère sur la variance intra-classe.

7.1.2 Recalage de vaisseaux coronaires

Nous avons commencé à porter notre effort sur le suivi temporel des vaisseaux coronaires avec déformation du modèle 3D, par l'analyse d'un vaisseau sélectionné a priori parmi l'ensemble des vaisseaux formant l'arbre coronaire. La motivation, en choisissant dans un premier temps ce cadre simple, est de pouvoir étudier en détail les principaux écueils techniques que nous avons déjà identifiés : production des appariements, manipulation d'une courbe 3D décrite par une spline, déformation 3D en respectant la contrainte de longueur, etc. Cette démarche est compatible avec une application clinique potentielle. La finalité de notre travail est de guider pendant une procédure interventionnelle cardiaque. Une telle procédure a pour objet un vaisseau, qui est mis en position centrale par l'opérateur. Celui-ci peut choisir l'angle de projection sous lequel l'anatomie est observée. Cette démarche nous a permis de regarder les grandes étapes de notre approche et en particulier la déformation de la courbe spline en préservant la longueur. Nous avons aussi pu valider l'enchaînement dans le traitement entre un recalage rigide sur l'ensemble de l'arbre que nous réutilisons du travail de Benseghir (Benseghir et al., 2015a) et ensuite l'étape de suivi déformable sur un seul vaisseau. C'est aussi dans ce travail que nous avons établi et affiné deux méthodes de mesure quantitative de performance de notre travail : préservation de la position d'une bifurcation entre deux vaisseaux avec la position décrite par l'abscisse curviligne à laquelle elle est identifiée dans l'arbre et retour à l'identique après un double cycle de suivi au long de l'arbre coronaire. Le double cycle est formé d'un parcours dans le sens temporel du début du cycle vers la fin et le second cycle est formé par le parcours inverse.

Nous avons présenté dans le chapitre 4 en reprenant une publication faite

au congrès FIMH (Poulain et al., 2017a) les résultats obtenus dans ce cadre. Ces résultats validaient pour l'essentiel l'approche que nous avons choisie. Nous avons noté des limitations dues au fait que le vaisseau suivi changeait parfois de branche et nous avons donc décidé d'étendre notre travail à la prise en compte de l'ensemble de l'arbre dans le suivi dynamique en espérant de ce fait que les problèmes de décalage de branche seraient limités.

Du point de vue technique, l'extension à l'ensemble de l'arbre n'a pas nécessité de développement majeur. Le formalisme retenu pour représenter le modèle 3D a été étendu en retenant une formulation sous forme d'arbre spline à la place d'une simple spline. Un arbre spline est un arbre dont les arcs sont des splines et pour maintenir la liaison entre les différentes branches lors de l'étape de déformation, les points de contrôle situés à l'extrémité d'une branche qui appartient à une bifurcation sont traités différemment. Sur leur spline, ils ont une multiplicité de 4. Du fait des propriétés mathématiques des splines une telle multiplicité assure que la courbe spline passe par ces points. Par ailleurs, ces points de contrôle sont gérés comme un seul point partagé par les différentes branches de la bifurcation. L'observation des résultats obtenus sur les cas cliniques a montré par ailleurs les limites de l'algorithme de segmentation retenu jusqu'alors lorsqu'il s'est agi de prendre en compte un plus large ensemble des vaisseaux de l'angiographie. Ces observations ont mené à l'évolution de l'algorithme comme nous l'avons rappelé ci-dessus.

Nous avons aussi évalué ce travail et présenté dans le chapitre 5 les résultats obtenus. On dénote une amélioration par rapport à l'approche avec un seul vaisseau, passant de 5,8 mm à 4,3 mm pour le suivi de point par exemple.

7.2 Perspectives

7.2.1 Perspectives applicatives : extension à d'autres anatomies

7.2.1.1 Segmentation des vaisseaux pour d'autres anatomies

Comme expliqué dans la section 7.1.1, l'algorithme de segmentation a été dédié à l'extraction des lignes centrales des coronaires dans les images angiographiques 2D. Cependant, le profil analytique de vaisseau utilisé peut correspondre à d'autres types de vaisseaux comme ceux du foie, ou du cerveau. Nous avons lié quantitativement, dans notre approche, le seuil à utiliser et la différence de potentiel kVp employé pour produire le rayonnement X. Cette relation a été obtenue de manière expérimentale en utilisant un mode d'acquisition et des fantômes représentatifs d'artères coronaires. Cette démarche expérimentale devrait être répétée en l'adaptant au nouveau contexte considéré.

7.2.1.2 Recalage de vaisseaux pour d'autres anatomies

Nous pouvons imaginer d'élargir le champ d'application de notre algorithme de recalage à d'autres vaisseaux que les coronaires. En effet, la fusion 3D/2D des vaisseaux du foie pourrait profiter aux médecins pendant une TACE (Trans-Arterial Chemo-Embolization), comme l'a souligné (Groher, Zikic, & Navab,

2009b). Le foie est impacté par le mouvement cardiaque, ce qui justifie l'utilisation du recalage non-rigide, cependant, les paramètres du recalage pourront être réévalués car les vaisseaux du foie ne se déforment pas autant que ceux du cœur.

7.2.2 Perspectives méthodologiques

7.2.2.1 Segmentation des vaisseaux

La faiblesse principale que nous avons noté est la situation dans laquelle deux vaisseaux sont parallèles sur une certaine section ou bien un vaisseau est parallèle à un bord contrasté. L'analyse multi-échelle peut alors conduire à la sélection d'une échelle inappropriée, l'échelle large dans laquelle le groupement de structures est observé : deux vaisseaux ou bien un vaisseau et un bord parallèle sont retenus comme un seul vaisseau de grande taille. La conséquence apparente est la perte d'une section de vaisseau car il se trouve que la réponse du filtre de Krissian à ce qui a été détecté comme un vaisseau de grand diamètre n'a pas l'amplitude souhaitée et une fois normalisée par l'échelle se trouve être en dessous du seuil de détection comme illustré par la figure 7.1. Suivant les configurations et en particulier dans le cas de deux vaisseaux parallèles, il peut aussi se produire que la réponse après normalisation reste au dessus du seuil et une seule ligne centrale pour les deux vaisseaux est obtenue et est positionnée entre les deux vaisseaux. Cela rend localement peu précis le résultat obtenu. Anatomiquement ce résultat n'est pas totalement incohérent dans le sens où une situation avec deux vaisseaux localement parallèles aurait pu assez facilement évoluer vers une situation avec deux vaisseaux superposés avec une angulation légèrement différente. Il en résulte que les algorithmes exploitant des segmentations d'angiographie doivent accepter ce type de variations dans les segmentations obtenues.

La piste privilégiée serait de ne plus choisir l'échelle correspondant au maximum global des réponses du filtre de Frangi à travers les échelles mais d'analyser les maxima locaux, en éliminant par exemple ceux qui donnent une réponse de Krissian nulle ou quasi-nulle. Cette analyse se placerait alors dans la continuité des travaux de (Lindeberg, 1993). On pourrait aussi imaginer de s'aider des échelles voisines détectées le long de la ligne centrale, bien qu'un vaisseau peut naturellement changer de rayon comme c'est le cas au niveau d'une sténose.

7.2.2.2 Recalage de vaisseaux

L'analyse détaillée des résultats montre quelques faiblesses : les appariements obtenus conduisent parfois à un glissement du vaisseau 3D au long de l'angiographie au fur et à mesure que l'analyse progresse au long du cycle cardiaque. Ce glissement s'observe en dépit de la contrainte de préservation de la longueur 3D. Celle-ci se trouve respectée dans ces conditions car le vaisseau se déforme suivant la ligne de projection. Une illustration du phénomène est proposée à la figure 5.13a. Un glissement des différentes branches des vaisseaux coronaires est aussi observé le long de la ligne de projection, celui-ci est la conséquence directe du fait qu'on ne dispose que d'une seule projection pour procéder au suivi des

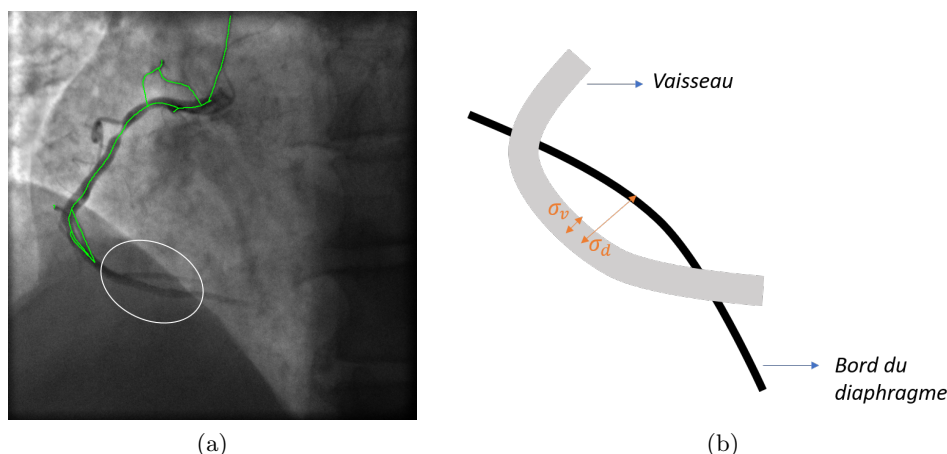


FIGURE 7.1 – (a) Exemple d'extraction de lignes centrales d'une coronaire droite, avec un défaut au niveau du bord du diaphragme (entouré en blanc). (b) Schéma montrant l'échelle du vaisseau (σ_v) et l'échelle du bord du diaphragme (σ_d), cette dernière étant celle retenue par Frangi.

vaisseaux.

Une approche possible pour traiter ces glissements est l'utilisation d'une seconde projection. De fait, dès le début de ce travail nous avons fait le choix de partir avec une seule projection car ce choix présente de nombreux avantages pour une utilisation pratique : pas ou peu de contraintes pour l'opérateur et aucune nécessité de gérer les changements de position induits par le mouvement respiratoire du patient qui existe naturellement entre deux acquisitions prises à des moments différents. L'utilisation d'une seule projection au lieu de deux évite aussi de considérer toutes les difficultés inhérentes liées à la modélisation du système vasculaire et en particulier à la connaissance précise des mouvements de la table. Ces mouvements de table sont pilotés par l'opérateur qui doit placer l'anatomie d'intérêt au centre du champ de vue et donc sur l'axe allant du point focal du tube jusqu'au centre du détecteur.

Du point de vue du formalisme de l'ensemble du travail, il est possible d'envisager assez facilement l'ajout d'une seconde projection ou un nombre plus élevé. Dans un premier temps, chaque image peut être traitée indépendamment pour créer des appariements. Dans l'étape de déformation de l'arbre, l'ensemble des appariements issus des projections considérés est alors pris en compte simultanément dans l'optimisation du critère. Des degrés de liberté supplémentaires pour représenter une translation globale intégrant, dans une seule composante, les erreurs liées à la méconnaissance de la position de la table et de la différence de position dans le cycle respiratoire du patient doivent aussi être ajoutées. Il faudra alors étudier un peu finement le cycle d'optimisation des différents degrés de liberté, ces paramètres globaux et les paramètres décrivant la déformation. Il peut aussi être simplement prévu que ces degrés soient intégrés au premier calcul qui porte sur le recalage rigide isophase fait pour chaque projection indépendamment entre l'arbre 3D et la projection. Dans ce schéma, cette translation globale se-

rait traitée comme constante au long du cycle cardiaque. Pour la composante de la translation induite par le mouvement de table et plus précisément par la connaissance imparfaite de ce mouvement, cette approche devrait être efficace. Pour la composante due au cycle respiratoire, cela demanderait à être étudié. La question sous-jacente est l'évolution de cette composante respiratoire, évolution potentiellement différente entre les différentes projections considérées au long du cycle cardiaque.

Une autre difficulté liée à l'utilisation de deux projections ou plus est associée au décalage temporel entre les images de celles-ci, décalage lié à l'échantillonnage temporel qui a lieu lors de l'acquisition. En effet les images angiographiques sont acquises avec une cadence d'acquisition qui va de 7.5 images par seconde à 30 images par seconde et est très généralement à 15 images par seconde. Cela a pour effet d'échantillonner le mouvement continu du cœur, et donc potentiellement d'introduire de petites différences de position dans ce cycle entre les différentes projections considérées. A noter que l'utilisation d'un système biplan ne résoudrait pas ce problème. En effet l'acquisition simultanée de deux séries correspond à une acquisition décalée d'un demi-temps d'échantillonnage entre les deux plans. Ce choix évite la pollution des images d'un plan par le rayonnement diffusé issu de l'autre plan. Une autre caractéristique physiologique à prendre en compte dans l'utilisation conjointe de plusieurs projections est la non-répétabilité parfaite du cycle cardiaque.

En conclusion, une première analyse permet de dégager une possibilité d'étendre assez facilement la méthodologie que nous avons développé à ce type de situation. Une réflexion plus approfondie sur les différents détails techniques montre que des difficultés doivent être attendues. L'exploration de cette voie en disposant de jeux de données pertinents sera un axe tout à fait séduisant pour continuer notre travail, avec l'intérêt potentiel d'un gain en précision au prix d'une plus grande complexité dans la mise en œuvre pratique.

Une autre solution possible est d'utiliser des données 4D CT pour construire un modèle de mouvement des coronaires, comme l'a fait (Baka et al., 2013a) par exemple. Cependant, l'acquisition de ces données est loin d'être systématique, et cette approche fait l'hypothèse de la reproductibilité du mouvement cardiaque entre l'acquisition du scanner 4D et les acquisitions per-opératoires, ce qui est contestable à cause notamment des conditions pharmaco-chimiques. Préalablement à l'acquisition du scanner CT 4D, un bêta-bloquant est injecté aux patients dont le rythme est un peu trop élevé par rapport aux contraintes d'acquisition de la machine. Ce médicament a pour effet de ralentir le rythme cardiaque. A l'inverse lors de l'angiographie, l'injection de produit de contraste a un effet hyperémique. Au bilan le système cardiaque est stimulé de façon assez différente entre les deux modalités d'acquisition et il peut en résulter des décalages, des différences dans le cycle cardiaque.

7.2.2.3 Intégration au déroulement des procédures

Enfin il convient de revenir sur l'utilisation clinique effective de notre travail. Notre objectif applicatif n'est pas simplement de visualiser la ligne centrale des artères coronaires issues du modèle CT en superposition aux angiographies mais

de tendre vers un guidage de l'intervention en présentant des images pertinentes aux différents temps de la procédure.

- Dans un premier temps, au cours de l'étape de planification qui fait suite à l'acquisition des angiographies, le praticien doit affiner sa stratégie thérapeutique. Il peut alors être utile de présenter conjointement les deux modalités d'imagerie ici en discussion. L'idée est alors de faire battre la représentation du vaisseau issue de l'acquisition scanner visualisée dans toute sa richesse en montrant en particulier les nuances d'intensité qui caractérisent la présence de plaque calcifiée ou non au long du vaisseau. L'objectif à cette étape est de permettre au médecin de mettre en correspondance les indices visuels venant des deux modalités et en intégrant cette information avec la dynamique temporelle des artères, dynamique qui a aussi son importance dans le jugement clinique. Ce travail ferait suite au travail très préliminaire présenté par Moses (Moses, 2008). Nous avons aussi noté que la société Siemens a mis sur le marché un produit allant dans cette direction. Ce produit (Siemens Healthineers, 2017) ne semble pas prendre en compte la dynamique temporelle des artères et s'appuie essentiellement sur un recalage manuel. Le principal mode de visualisation proposé semble être une variation de la couleur des artères en fonction du raccourcissement projectif qu'elles subissent dans l'angulation courante. C'est un apport technique potentiellement intéressant pour le clinicien en particulier pour les praticiens peu expérimentés. Les experts ont en général intégré directement cet élément à leur raisonnement.
- Dans un deuxième temps, il faut aussi considérer la navigation intra-coronaire avec l'avancée du guide dans les artères coronaires. Suivant les cas cliniques cette avancée peut se faire très rapidement en quelques cycles cardiaques ou à l'inverse nécessiter un temps long se comptant en dizaines de minutes et requérir l'essai successif de plusieurs guides ayant des propriétés de rigidité différente (cf (Touma, Ramsay, & Weaver, 2015)). Pour faciliter cette progression, des modes de visualisation de l'imagerie scanner couplés à la progression du guide peuvent être imaginés. On peut ainsi envisager de reproduire les spécificités de l'imagerie intra-coronaire, imagerie en coupe qui présente une coupe dans un plan globalement perpendiculaire à l'axe de la coronaire. Ce type de représentation peut être déduit d'une image scanner recalée avec l'image angiographique. L'ensemble peut alors être automatisé en s'appuyant sur une détection de la position de l'extrémité du guide dans les images fluoroscopiques. Ce suivi du guide dans les images fluoroscopiques a fait l'objet des travaux de Bacchuwar (Bacchuwar, 2018). L'objectif poursuivi dans les travaux de ce dernier était sensiblement différent. Néanmoins, nous pensons que certains des développements réalisés pourraient utilement être intégrés à ce travail. L'ensemble de cet effort visant à évaluer les modalités d'insertion de l'image scanner au temps de la procédure clinique devrait faire l'objet d'un travail complet en partenariat avec des équipes cliniques. Les éléments de ce travail devraient donc inclure une réflexion sur les différents modes de visualisation aux différents temps de la procédure et leurs prototypage. Enfin il faudrait aussi réfléchir aux indicateurs à mettre

en place pour mesurer l'apport de ces éléments sur la procédure clinique.

Contents

A.1 Construction arbre 3D	119
A.2 Construction graphe 2D	121

A.1 Construction arbre 3D

L'obtention de l'arbre vasculaire 3D à partir des coupes fournies par l'angioscanner est essentiellement effectuée grâce à un produit GE Healthcare appelé *Auto-Coronary-Analysis*. Celui-ci, forme un volume par empilement des coupes (figure A.1a) et effectue une première segmentation du cœur et des artères coronaires (figure A.1b). A l'aide d'un simple seuillage, cette étape permet d'enlever les os, tissus mous et d'autres anatomies périphériques. Ensuite, un filtre basé hessien est appliqué. Un algorithme de croissance de région basé intensité est appliqué au volume obtenu. Les graines seront placées sur les zones détectées comme des coronaires (plus hautes intensités). On obtient un ensemble de voxels formant une même composante connexe (figure A.1c).

L'étape suivante consiste en l'extraction d'un ensemble de lignes centrales allant de l'aorte aux extrémités des vaisseaux. Pour identifier ces deux structures, il suffit pour l'aorte d'utiliser des informations a priori concernant sa taille et sa position dans l'image. Pour les extrémités, une carte de distance est établie sur l'arbre coronaire segmenté. A chaque voxel est associé sa distance géodésique à l'aorte. Les extrémités seront alors les maxima locaux. Enfin, pour obtenir les lignes centrales, un algorithme de plus court chemin est appliqué, celui-ci va chercher les plus courts chemins en terme de distance mais il va aussi chercher à maximiser l'intensité des voxels choisis de manière à favoriser le centre des vaisseaux. Un exemple de résultat obtenu est illustré par la figure A.2, montrant

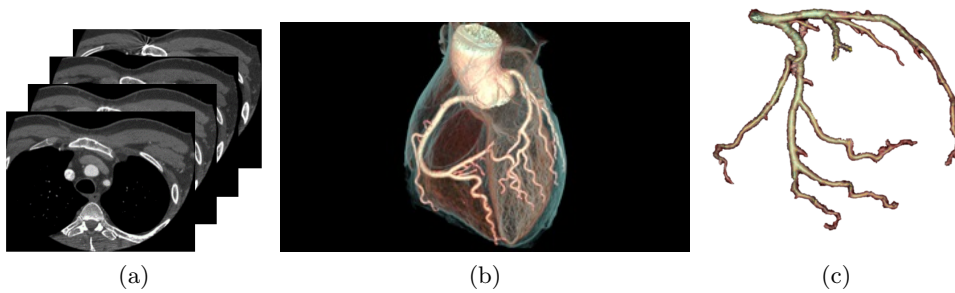


FIGURE A.1 – Différentes étapes de segmentation des coronaires par *Auto-Coronary-Analysis*. (a) coupes issues de scanner, (b) première segmentation du cœur et des artères coronaires, (c) résultat de la croissance de région.

les lignes centrales sous différentes angulations.

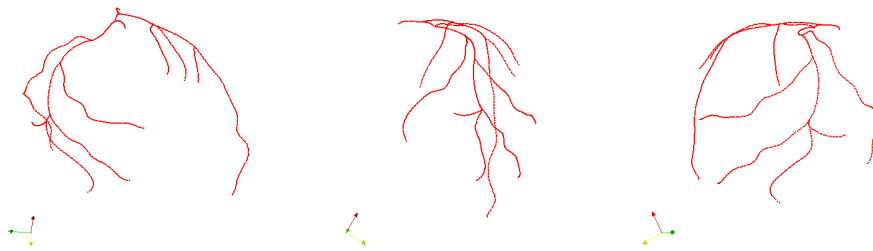


FIGURE A.2 – Lignes centrales de l'arbre 3D sous 3 angulations

Enfin dans l'algorithme de recalage présenté dans cette thèse, on souhaite travailler avec les arêtes de l'arbre et non l'ensemble des courbes allant de l'aorte aux extrémités. Pour ce faire, (Benseghir et al., 2015a) a retravaillé la structure, il a rajouté les lignes centrales allant de l'aorte à une extrémité une par une en identifiant à chaque ajout les parties redondantes ce qui a permis de dissocier les arêtes appartenant à une même courbe. Pour plus de détails le lecteur peut se référer à son travail. A la fin, nous obtenons un ensemble d'arêtes et de bifurcations définissant l'arbre comme illustré dans la figure A.3 où chaque arête possède sa couleur.

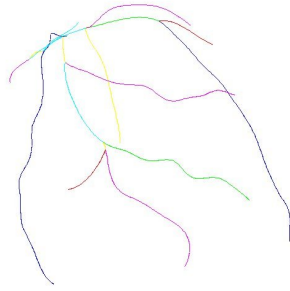


FIGURE A.3 – Lignes centrales de l'arbre 3D avec une couleur par arête.

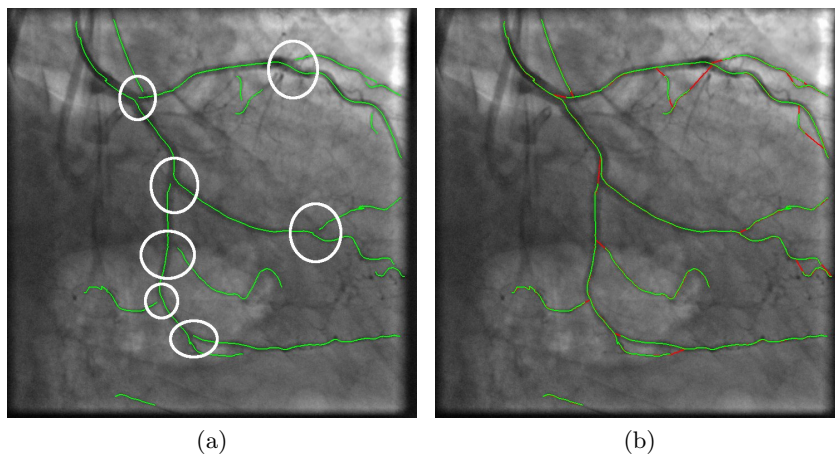


FIGURE A.4 – (a) exemple de résultat obtenu grâce à la méthode présentée dans le chapitre 3, avec en vert les lignes centrales obtenues et dans les cercles blancs des déconnexions. (b) Le même exemple après l'étape de reconnexion, avec en rouge les reconnexions ajoutées.

A.2 Construction graphe 2D

Dans le chapitre 3 a été présentée une méthode de segmentation des trames angiographiques 2D qui a abouti à une extraction de lignes centrales comme présentée dans la figure A.4a. L'extraction des lignes centrales est basée sur un modèle de vaisseaux ne prenant pas en compte les bifurcations, aussi des déconnexions se produisent fréquemment à ces endroits, ainsi que lorsque les projections de deux vaisseaux distincts se croisent. Par ailleurs, l'utilisation de seuils peut aussi amener des déconnexions au niveau des portions de vaisseaux peu contrastées. Une des conséquences est que l'ensemble des lignes détectées peut former plusieurs composantes connexes, ce qui ne correspond pas à la réalité de la projection d'un arbre 3D, qui doit former un graphe 2D d'une seule composante. C'est pour corriger ces défauts qu'une étape de reconnexion est proposée.

L'étape de reconnexion a été reprise des travaux de (Benseghir et al., 2015a). Soit c_1 une courbe issue de l'ensemble des lignes centrales obtenues, avec a son extrémité et c_2 une courbe candidate à la reconnexion avec c_1 . Nous considérons

que les deux courbes peuvent être reconnectées si au moins un point de c_2 est dans "le champ de vue" de a , représenté en orange dans la figure A.5. Un point p est considéré comme étant dans le champ de vue de a , $\mathcal{N}(a)$ si :

$$p \in \mathcal{N}(a) \Leftrightarrow \begin{cases} \|p - a\| < 2\sigma_{max} \\ \text{angle}(\vec{t}_a, \vec{ap}) < \Theta_{max} \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

où σ_{max} est définie comme la plus grande échelle utilisée lors de la segmentation, la fonction *angle* calcule l'angle entre les deux vecteurs, \vec{ap} est le vecteur défini entre les points a et p , Θ_{max} contrôle l'ouverture angulaire, \vec{t}_a est le vecteur tangent de l'extrémité de la ligne centrale (voir (Benseghir et al., 2015a) pour des détails concernant son calcul). Les reconnections ne pouvant se faire qu'aux extrémités, on examine successivement les extrémités des courbes trouvées. Soit a l'extrémité d'une courbe c_1 . a peut se reconnecter avec un point p qui lui est proche et qui est dans la continuité de la courbe c_1 . On définit donc un critère double permettant d'identifier les points p candidats à la reconnexion avec a . Si plusieurs points p sont candidats, seul le plus proche d'eux sera retenu : il n'y aura donc qu'une seule reconnexion issue de a .

Une fois qu'une extrémité a et un point p ont été désignés comme étant des points à reconnecter, une ligne est tracée entre ces deux points, rééchantillonnée et lissée comme proposé dans (Benseghir et al., 2015a). Ces points vont ensuite être ajoutés à la chaîne qui leur correspond (suivant l'algorithme de (Giraudon, 1987b)), comme ce fut le cas pour la reconnexion des lignes centrales présentée dans le chapitre 3.

Un exemple de résultat obtenu peut être observé dans la figure A.4b, avec en rouge les reconnections.

A la fin la structure obtenue est un graphe $\mathcal{X} = (\mathbf{e}, \mathbf{n})$ avec \mathbf{n} les nœuds formés par les bifurcations naturelles des vaisseaux, leurs extrémités et aussi les points où ils se superposent, les fausses bifurcations. Nous n'avons pas identifié de critère permettant une différenciation avec une bonne probabilité entre les vraies et les fausses bifurcations pour les projections des vaisseaux. Enfin les arêtes \mathbf{e} sont les courbes reliant un nœud à un autre.

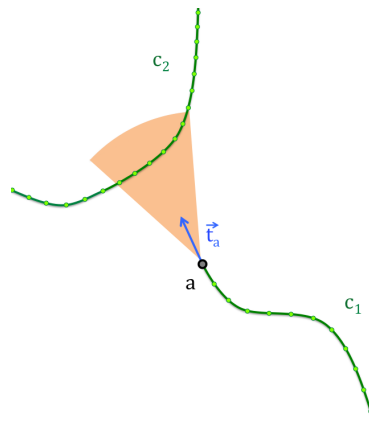


FIGURE A.5 – Procédure de reconnexion des bifurcations, issue de (Benseghir et al., 2015a). La zone de recherche est représentée en orange et est basée sur le vecteur tangent de l'extrémité de la ligne centrale représenté en bleu.

Bibliographie

- Agam, G., & Wu, C. (2005). Probabilistic modeling based vessel enhancement in thoracic ct scans. In *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)* (Vol. 2, pp. 649–654). Cited on page [28](#).
- Aksoy, T., Unal, G., Demirci, S., Navab, N., & Degertekin, M. (2013). Template-based CTA to x-ray angio rigid registration of coronary arteries in frequency domain with automatic x-ray segmentation. *Medical physics*, *40*(10). Cited on pages [31](#), [34](#), and [64](#).
- Alt, H., & Godau, M. (1992). Measuring the resemblance of polygonal curves. In *Proceedings of the eighth annual Symposium on Computational Geometry* (pp. 102–109). Cited on page [94](#).
- Amiel, M., Maseri, A., Petitier, H., & Vasile, N. (2012). *Coronary artery diseases : diagnostic and therapeutic imaging approaches*. Springer Science & Business Media. Cited on page [8](#).
- Bacchuwar, K. (2018). *Image processing for semantic analysis of the coronary interventions in cardiology* (Thèse de doctorat non publiée). Paris Est. Cited on page [117](#).
- Baka, N., Metz, C., Schultz, C., Neefjes, L., van Geuns, R., Lelieveldt, B., ... de Bruijne, M. (2013b). Statistical coronary motion models for 2D+ t/3D registration of x-ray coronary angiography and CTA. *Medical Image Analysis*, *17*(6), 698–709. Cited on page [56](#).
- Baka, N., Metz, C., Schultz, C., Neefjes, L., van Geuns, R. J., Lelieveldt, B. P., ... de Bruijne, M. (2013a). Statistical coronary motion models for 2D+ t/3D registration of x-ray coronary angiography and CTA. *Medical Image Analysis*, *17*(6), 698–709. Cited on pages [32](#), [64](#), and [116](#).
- Baka, N., Metz, C., Schultz, C., van Geuns, R.-J., Niessen, W. J., & van Walsum, T. (2014). Oriented gaussian mixture models for nonrigid 2d/3d coronary artery registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, *33*(5), 1023–1034. Cited on pages [32](#) and [35](#).

- Bauer, C., & Bischof, H. (2008). A novel approach for detection of tubular objects and its application to medical image analysis. In *Joint pattern recognition symposium* (pp. 163–172). Cited on page 28.
- Benseghir, T. (2015). *Recalage préservant la topologie des vaisseaux* (Thèse de doctorat non publiée). Nice. Cited on page 28.
- Benseghir, T., Malandain, G., & Vaillant, R. (2015a). A tree-topology preserving pairing for 3D/2D registration. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 10(6), 913–923. Consulté sur <http://dx.doi.org/10.1007/s11548-015-1207-0> doi: 10.1007/s11548-015-1207-0 Cited on pages v, vi, viii, x, 2, 4, 6, 7, 16, 18, 19, 33, 34, 36, 37, 38, 64, 65, 66, 67, 75, 77, 78, 79, 80, 83, 94, 95, 96, 109, 110, 112, 120, 121, 122, and 123.
- Benseghir, T., Malandain, G., & Vaillant, R. (2015b). A tree-topology preserving pairing for 3D/2D registration. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 10(6), 913–923. Consulté sur <http://dx.doi.org/10.1007/s11548-015-1207-0> doi: 10.1007/s11548-015-1207-0 Cited on page 51.
- Besl, P. J., & McKay, N. D. (1992). Method for registration of 3d shapes. In *Robotics-dl tentative*. Cited on pages 32, 75, and 79.
- Blondel, C. (2004). *Modélisation 3d et 3d+ t des artères coronaires à partir de séquences rotationnelles de projections rayons x* (Thèse de doctorat non publiée). Université Nice Sophia Antipolis. Cited on page 28.
- Blondel, C., Malandain, G., Vaillant, R., & Ayache, N. (2006). Reconstruction of coronary arteries from a single rotational X-ray projection sequence. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25(5), 653–663. Cited on pages 22, 39, and 43.
- Boldak, C., Rolland, Y., Toumoulin, C., & Coatrieux, J. (2003). An improved model-based vessel tracking algorithm with application to computed tomography angiography. *Biocybernetics And Biomedical Engineering*, 23(1), 41–64. Cited on page 23.
- Boskamp, T., Rinck, D., Link, F., Kummerlen, B., Stamm, G., & Mildenerger, P. (2004). New vessel analysis tool for morphometric quantification and visualization of vessels in ct and mr imaging data sets. *Radiographics*, 24(1), 287–297. Cited on page 23.
- Brown, L. G. (1992). A survey of image registration techniques. *ACM computing surveys (CSUR)*, 24(4), 325–376. Cited on page 29.
- Bühler, K., Felkel, P., & La Cruz, A. (2004). Geometric methods for vessel visualization and quantification—a survey. In *Geometric modeling for scientific visualization* (pp. 399–419). Springer. Cited on page 25.
- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6), 679–698. Cited on pages 24, 44, and 51.
- Çimen, S., Gooya, A., Grass, M., & Frangi, A. (2016). Reconstruction of coronary arteries from X-ray angiography. A review. *Medical image analysis*, 32, 46–68. Cited on pages 22 and 38.
- Cohen, L. D., & Kimmel, R. (1997). Global minimum for active contour models : A minimal path approach. *International journal of computer vision*, 24(1), 57–78. Cited on page 24.

- Dibildox, G., Baka, N., Punt, M., Aben, J.-P., Schultz, C., Niessen, W., & van Walsum, T. (2014). 3D/3D registration of coronary CTA and biplane XA reconstructions for improved image guidance. *Medical physics*, 41(9), 091909. Cited on page 31.
- Duong, L., Liao, R., Sundar, H., Tailhades, B., Meyer, A., & Xu, C. (2009). Curve-based 2D-3D registration of coronary vessels for image guided procedure. In *Medical imaging 2009 : Visualization, image-guided procedures, and modeling* (Vol. 7261, p. 72610S). Cited on page 32.
- Eiter, T., & Mannila, H. (1994). *Computing discrete fréchet distance* (Rapport technique). Citeseer. Cited on page 94.
- Erdt, M., Raspe, M., & Suehling, M. (2008). Automatic hepatic vessel segmentation using graphics hardware. In *International workshop on medical imaging and virtual reality* (pp. 403–412). Cited on page 27.
- Fan, J., Yang, J., Wang, Y., Yang, S., Ai, D., Huang, Y., ... Wang, Y. (2018). Multichannel fully convolutional network for coronary artery segmentation in x-ray angiograms. *IEEE Access*, 6, 44635–44643. Cited on page 40.
- Florin, C., Paragios, N., & Williams, J. (2005). Particle filters, a quasi-monte carlo solution for segmentation of coronaries. In *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention* (pp. 246–253). Cited on page 23.
- Frangi, A., Niessen, W., Vincken, K., & Viergever, M. (1998). Multiscale vessel enhancement filtering. In *Med image comput comput assist interv* (Vol. 1496, pp. 130–137). Springer. Cited on pages 23, 25, 26, 28, 38, 39, 41, 42, 43, 44, 56, 65, and 110.
- Frangi, A. F., Niessen, W. J., Hoogeveen, R. M., Van Walsum, T., & Viergever, M. A. (1999). Model-based quantitation of 3-d magnetic resonance angiographic images. *IEEE Transactions on medical imaging*, 18(10), 946–956. Cited on page 24.
- FRCV. (2014). *Les maladies cardio-vasculaires*. <http://www.fondation-recherche-cardio-vasculaire.org/votre-sante-cardio-vasculaire/les-maladies-cardio-vasculaires/quelles-sont-ces-maladies/>. Cited on page 1.
- Friman, O., Hindennach, M., & Peitgen, H.-O. (2008). Template-based multiple hypotheses tracking of small vessels. In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro* (pp. 1047–1050). Cited on page 23.
- Gatta, C., Balocco, S., Martin-Yuste, V., Leta, R., & Radeva, P. (2011). Non-rigid multi-modal registration of coronary arteries using siftflow. In *Iberian conference on pattern recognition and image analysis* (pp. 159–166). Cited on pages 32, 35, and 64.
- Georges, J.-L., Boueri, Z., Mailler, B., Nallet, O., Millischer, D., Faure, A., ... others (2018). Reduction of radiation exposure associated with renewal of the radiologic systems in coronary interventions. In *Annales de cardiologie et d'angiologie*. Cited on page 39.
- Giraudon, G. (1987a). A efficient edge following algorithm. In *5th scandinavian conference on image analysis (scia)* (Vol. 2, p. 547-554). Stockholm. Cited

- on page 50.
- Giraudon, G. (1987b). A efficient edge following algorithm. In *5th scandinavian conference on image analysis (scia)* (Vol. 2, p. 547-554). Stockholm. Cited on page 122.
- Groher, M., Zikic, D., & Navab, N. (2009a). Deformable 2d-3d registration of vascular structures in a one view scenario. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 28(6), 847–860. Cited on pages 33, 34, 35, 64, and 77.
- Groher, M., Zikic, D., & Navab, N. (2009b, June). Deformable 2D-3D registration of vascular structures in a one view scenario. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 28(6), 847–860. Cited on pages 113 and 114.
- Heibel, T. H., Glocker, B., Groher, M., Paragios, N., Komodakis, N., & Navab, N. (2009). Discrete tracking of parametrized curves. In *Ieee conference on computer vision and pattern recognition (cvpr)*. Cited on pages 65 and 79.
- Hernández-Hoyos, M. (2002). *Segmentation anisotrope 3d pour la quantification en imagerie vasculaire par résonance magnétique* (Thèse de doctorat non publiée). Lyon, INSA. Cited on page 23.
- Hernandez-Vela, A., Gatta, C., Escalera, S., Igual, L., Martin-Yuste, V., Sabate, M., & Radeva, P. (2012). Accurate coronary centerline extraction, caliber estimation, and catheter detection in angiographies. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 16(6), 1332–1340. Cited on page 40.
- Inserm. (2014). *Athérosclérose*. <https://www.inserm.fr/information-en-sante/dossiers-information/atherosclerose>. Cited on page 12.
- Jerman, T., Pernus, F., Likar, B., & Spiclin, Z. (2016). Enhancement of vascular structures in 3D and 2D angiographic images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(9), 2107–2118. Cited on pages 26, 28, and 39.
- Jiang, M., Ji, Q., & McEwen, B. F. (2006). Model-based automated extraction of microtubules from electron tomography volume. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 10(3), 608–617. Cited on page 40.
- Kirbas, C., & Quek, F. (2004). A review of vessel extraction techniques and algorithms. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 36(2), 81–121. Cited on pages 22 and 39.
- Koller, T., Gerig, G., Székely, G., & Dettwiler, D. (1995). Multiscale detection of curvilinear structures in 2D and 3D image data. In *Ieee international conference on computer vision (ICCV'95)* (p. 864-869). Cambridge, MA, USA. Cited on pages 23, 27, and 39.
- Krissian, K., Malandain, G., Ayache, N., Vaillant, R., & Troussset, Y. (2000). Model-Based Detection of Tubular Structures in 3D Images. *Computer Vision and Image Understanding*, 80(2), 130–171. Cited on pages 23, 27, 38, 39, 41, 42, 43, and 110.
- Lesage, D., Angelini, E. D., Bloch, I., & Funka-Lea, G. (2009). A review of 3d vessel lumen segmentation techniques : models, features and extraction schemes. *Medical image analysis*, 13(6), 819–845. Cited on page 22.
- Li, Q., Sone, S., & Doi, K. (2003). Selective enhancement filters for nodules, vessels, and airway walls in two-and three-dimensional ct scans. *Medical physics*, 30(8), 2040–2051. Cited on pages 23 and 27.

- Lindeberg, T. (1993). Detecting salient blob-like image structures and their scales with a scale-space primal sketch : A method for focus-of-attention. *International Journal of Computer Vision*, 11(3), 283–318. Cited on page 114.
- Lindeberg, T. (1994). Scale-space theory. a basic tool for analyzing structures at different scales. *Journal of applied statistics*, 21(1-2), 225–270. Cited on pages 26 and 43.
- Liu, S., Liu, P., Li, Z., Zhang, Y., Li, W., & Tang, X. (2017). A 3d/2d registration of the coronary arteries based on tree topology consistency matching. *Biomedical Signal Processing and Control*, 38, 191–199. Cited on pages 33 and 35.
- Lorenz, C., Carlsen, I.-C., Buzug, T., Fassnacht, C., & Weese, J. (1997, March). Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images. In J. Troccaz, E. Grimson, & R. Mösges (Eds.), *CVRMed-MRCAS'97* (Vol. 1205, pp. 233–242). Grenoble, France : Springer. Cited on page 39.
- Maintz, J. A., & Viergever, M. A. (1998). A survey of medical image registration. *Medical image analysis*, 2(1), 1–36. Cited on page 30.
- Markelj, P., Tomazevic, D., Likar, B., & Pernus, F. (2012). A review of 3D/2D registration methods for image-guided interventions. *Medical image analysis*, 16(3), 642–661. Cited on page 30.
- Matl, S., Brosig, R., Baust, M., Navab, N., & Demirci, S. (2017). Vascular image registration techniques : a living review. *Medical Image Analysis*, 35, 1–17. Cited on pages 30 and 31.
- Metz, C., Schaap, M., Klein, S., Baka, N., Neefjes, L., Schultz, J., ... van Walsum, T. (2013, May). Registration of coronary cta and monoplane x-ray angiography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 32(5), 919-931. doi: 10.1109/TMI.2013.2245421 Cited on page 32.
- Metz, C., Schaap, M., Klein, S., Weustink, A. C., Mollet, N., Schultz, C., ... Niessen, W. J. (2009). GPU accelerated alignment of 3-D CTA with 2-D X-ray data for improved guidance in coronary interventions. In *2009 IEEE international symposium on biomedical imaging : From nano to macro* (pp. 959–962). Cited on page 31.
- Moccia, S., De Momi, E., El Hadji, S., & Mattos, L. S. (2018). Blood vessel segmentation algorithms—review of methods, datasets and evaluation metrics. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 158, 71–91. Cited on page 22.
- Moses. (2008). *A 3d ct vessel roadmap over live fluoroscopy for chronic total occlusion*. <https://www.cathlabdigest.com/articles/A-3D-CT-Vessel-Roadmap-Over-Live-Fluoroscopy-Chronic-Total-Occlusion>. Cited on page 117.
- Nain, D., Yezzi, A., & Turk, G. (2004). Vessel segmentation using a shape driven flow. In *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention* (pp. 51–59). Cited on page 24.
- OMS. (2017). *Maladies cardiovasculaires*. [https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)). Cited on pages 1 and 9.

- Piayda, K., Kleinebrecht, L., Afzal, S., Bullens, R., ter Horst, I., Polzin, A., . . . Zeu, T. (2018). Dynamic coronary roadmapping during percutaneous coronary intervention. a feasibility study. *European journal of medical research*, *23*(1), 36. Cited on pages [22](#) and [38](#).
- Piegl, L., & Tiller, W. (2012). *The nurbs book*. Springer Science and Business Media. Cited on pages [65](#), [80](#), and [106](#).
- Pizer, S. M., Eberly, D., Fritsch, D. S., & Morse, B. S. (1998). Zoom-invariant vision of figural shape. the mathematics of cores. *Computer Vision and Image Understanding*, *69*(1), 55-71. Cited on page [47](#).
- Poulain, E., Malandain, G., & Vaillant, R. (2017a). 3D coronary vessel tracking in x-ray projections. In M. Pop & G. A. Wright (Eds.), *Functional imaging and modeling of the heart* (Vol. 10263, pp. 204–215). Cited on pages [61](#) and [113](#).
- Poulain, E., Malandain, G., & Vaillant, R. (2017b). Suivi temporel 3d de vaisseaux coronaires dans les projections rayons x. In *Gretsi*. Cited on page [61](#).
- Reshef, A. (2018). *Dual-rotation c-arm cone-beam tomographic acquisition and reconstruction frameworks for low-contrast detection in brain soft-tissue imaging* (Thèse de doctorat non publiée). Télécom ParisTech. Cited on pages [v](#), [vi](#), [3](#), and [15](#).
- Rivest-Henault, D., Sundar, H., & Cheriet, M. (2012). Nonrigid 2d/3d registration of coronary artery models with live fluoroscopy for guidance of cardiac interventions. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, *31*(8), 1557–1572. Cited on page [31](#).
- Ruijters, D., ter Haar Romeny, B. M., & Suetens, P. (2009). Vesselness-based 2D-3D registration of the coronary arteries. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, *4*(4), 391–397. Cited on pages [32](#) and [64](#).
- Sato, Y., Nakajima, S., Atsumi, H., Koller, T., Gerig, G., Yoshida, S., & Kikinis, R. (1997, March). 3D multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. In J. Troccaz, E. Grimson, & R. Mösges (Eds.), *Cvrmed-mrcas'97* (Vol. 1205, pp. 213–222). Grenoble, France : Springer. Cited on pages [23](#), [27](#), and [39](#).
- Schneider, M., & Sundar, H. (2010). Automatic global vessel segmentation and catheter removal using local geometry information and vector field integration. In *Biomedical imaging. from nano to macro, iee international symposium on* (pp. 45–48). Cited on page [39](#).
- Serradell, E., Pinheiro, M. A., Sznitman, R., Kybic, J., Moreno-Noguer, F., & Fua, P. (2015). Non-rigid graph registration using active testing search. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *37*(3), 625–638. Cited on page [33](#).
- Serradell, E., Romero, A., Leta, R., Gatta, C., & Moreno-Noguer, F. (2011). Simultaneous correspondence and non-rigid 3D reconstruction of the coronary tree from single x-ray images. In *Ieee international conference on computer vision (iccv), 2011* (pp. 850–857). Cited on page [66](#).
- Shechter, G., Devernay, F., Coste-Maniere, E., & McVeigh, E. R. (2002). Temporal tracking of 3D coronary arteries in projection angiograms. In *Medical imaging 2002*. Cited on pages [6](#), [31](#), [36](#), [65](#), [68](#), [70](#), [75](#), and [79](#).

- Siemens Healthineers. (2017). *A 3D CT Vessel Roadmap Over Live Fluoroscopy for Chronic Total Occlusion*. <https://www.siemens-healthineers.com/en-us/angio/options-and-upgrades/clinical-software-applications/syngo-cto-guidance>. (Online; accessed 14.06.2019) Cited on page 117.
- Sotiras, A., Davatzikos, C., & Paragios, N. (2013). Deformable medical image registration : A survey. *IEEE transactions on medical imaging*, 32(7), 1153. Cited on page 30.
- Tayebi, R., Sulaiman, P., Wirza, R., Dimon, M., Kadiman, S., Khalid, F., & Mazaheri, S. (2014). A fast and accurate method for automatic coronary arterial tree extraction in angiograms. *Journal of Computer Science*, 10(10), 2060–2076. doi: 10.3844/jcssp.2014.2060.2076 Cited on page 39.
- Touma, G., Ramsay, D., & Weaver, J. (2015). Chronic total occlusions—current techniques and future directions. *IJC Heart & Vasculature*, 7, 28–39. Cited on page 117.
- Tu, S., Westra, J., Yang, J., von Birgelen, C., Ferrara, A., Pellicano, M., . . . others (2016). Diagnostic accuracy of fast computational approaches to derive fractional flow reserve from diagnostic coronary angiography. the international multicenter favor pilot study. *JACC. cardiovascular interventions*, 9(19), 2024–2035. Cited on pages 22 and 38.
- Wong, W. C., & Chung, A. C. (2006). Augmented vessels for quantitative analysis of vascular abnormalities and endovascular treatment planning. *IEEE transactions on medical imaging*, 25(6), 665–684. Cited on page 24.
- Wörz, S., & Rohr, K. (2008). Cramèr-rao bounds for estimating the position and width of 3d tubular structures and analysis of thin structures with application to vascular images. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 30(2), 167–180. Cited on page 24.
- Zana, F., & Klein, J.-C. (2001). Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. *IEEE transactions on image processing*, 10(7), 1010–1019. Cited on page 24.
- Zhang, B., Zhang, L., Zhang, L., & Karray, F. (2010). Retinal vessel extraction by matched filter with first-order derivative of gaussian. *Computers in biology and medicine*, 40(4), 438–445. Cited on page 39.
- Zhao, Y., Zheng, Y., Liu, Y., Zhao, Y., Luo, L., Yang, S., . . . Liu, J. (2018). Automatic 2D/3D vessel enhancement in multiple modality images using a weighted symmetry filter. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 37(2), 438–450. Cited on page 39.
- Zhou, C., Chan, H.-P., Sahiner, B., M.Hadjiiski, L., Chughtai, A., Patel, S., . . . A.Kazerooni, E. (2007). Automatic multiscale enhancement and segmentation of pulmonary vessels in CT pulmonary angiography images for CAD applications. *Medical physics*, 34(12), 4567–4577. Cited on pages 26 and 39.

