

Université d'Auvergne Clermont-Ferrand 1

École Doctorale Sciences Pour l'Ingénieur

Doctorat

Informatique et Traitement d'images

Paweł J. ŁUBNIEWSKI

**Recalage 3D/2D d'images pour le traitement
endovasculaire des dissections aortiques**

Thèse dirigée par M. Christophe LOHOU

Soutenue le 10 décembre 2014

Jury :

1. **M. Pascal HAIGRON** — rapporteur
Professeur, *LTSI INSERM U 1099, Université de Rennes 1*
2. **M. David SARRUT** — rapporteur
Professeur, *CREATIS, UMR CNRS 5220, Inserm U 1044, Lyon*
3. **M. Christophe LOHOU** — directeur de thèse
Professeur, *ISIT UMR 6284 Uda-CNRS, Université d'Auvergne*
4. **M. Hervé ROUSSEAU** — examinateur
Professeur, *CHU Rangueil, INSERM U1048, Toulouse*
5. **M. Laurent SARRY** — examinateur
Professeur, *ISIT UMR 6284 Uda-CNRS, Université d'Auvergne*

Cette thèse a été préparée à :

Unité de recherche ISIT

Institut des Sciences de l'Image pour les Techniques interventionnelles

UMR 6284 UdA-CNRS

au sein de l'équipe CaVITI

Cardio-Vascular Interventional Therapy and Imaging

Clermont Université
Université d'Auvergne
ISIT
BP10448
F-63000 Clermont-Ferrand

Résumé

Nous présentons dans cette étude nos travaux concernant le recalage 3D/2D d'images de dissection aortique. Son but est de proposer une visualisation de données médicales, qui pourra servir dans le contexte de l'assistance peropératoire durant les procédures endovasculaires.

Pour effectuer cette tâche, nous avons proposé un modèle paramétrique de l'aorte, appelé enveloppe tubulaire. Il sert à exprimer la forme globale et les déformations de l'aorte, à l'aide d'un nombre minimal de paramètres. L'enveloppe tubulaire est utilisée par les algorithmes de recalage proposés dans cette étude.

Notre méthode originale consiste à proposer un recalage par calcul direct de la transformation entre images 2D, i.e. sans processus d'optimisation, et est appelée recalage par ITD (*Image Transformation Descriptors*). Les descripteurs, que nous avons définis pour le cas des images d'aorte, permettent de trouver rapidement un alignement grossier des données. Nous proposons également l'extension de notre approche pour la mise en correspondance des images 3D et 2D.

La chaîne complète du recalage 3D/2D, que nous présentons dans ce document, est composée de la technique ITD et de méthodes précises iconiques et hybrides. L'intégration de notre algorithme basé sur les descripteurs en tant qu'étape d'initialisation réduit le temps de calcul nécessaire et augmente l'efficacité de recalage, par rapport aux approches classiques.

Nous avons testé nos méthodes avec des images médicales, issues de patients traités par procédures endovasculaires. Les résultats ont été vérifiés par les spécialistes cliniques et ont été jugés satisfaisants; notre chaîne de recalage pourrait ainsi être exploitée dans les salles d'interventions à l'avenir.

Mots-clés : recalage 3D/2D, descripteurs de transformation d'image, modèle paramétrique, dissection aortique, traitement endovasculaire.

PhD Thesis Title:

3D/2D Image Registration for endovascular treatment of aortic dissections

Abstract

In this study, we present our works related to 3D/2D image registration for aortic dissection. Its aim is to propose a visualization of medical data which can be used by physicians during endovascular procedures.

For this purpose, we have proposed a parametric model of aorta, called a Tubular Envelope. It is used to express the global shape and deformations of the aorta, by a minimal number of parameters. The tubular envelope is used in our image registration algorithms.

The registration by ITD (Image Transformation Descriptors) is our original method of image alignment : it computes the rigid 2D transformation between data sets directly, without any optimization process. We provide the definition of this method, as well as the proposition of several descriptors' formulae, in the case of images of aorta. The technique allows us to quickly find a coarse alignment between data. We also propose the extension of the original approach for the registration of 3D and 2D images.

The complete chain of 3D/2D image registration techniques, proposed in this document, consists of the ITD stage, followed by an intensity based hybrid method. The use of our 3D/2D algorithm, based on the image transformation descriptors as an initialization phase, reduces the computing time and improves the efficiency of the presented approach.

We have tested our registration methods for the medical images of several patients after endovascular treatment. Results have been approved by our clinical specialists and our approach may appear in the intervention rooms in the future.

Keywords : 3D/2D registration, image transformation descriptors, parametric model, aortic dissection, endovascular treatment.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de thèse, le Professeur Christophe LOHOU, pour son soutien constant, sa disponibilité sans faille et sa générosité exceptionnelle. Ses remarques et conseils pertinents ont guidés l'évolution de ce doctorat ; son enthousiasme et support m'ont permis de boucler ces travaux. Très grand merci à toi, Christophe !

Je suis très honoré que le Professeur Hervé ROUSSEAU, chef du service de radiologie au CHU Toulouse, ait accepté de présider le jury de ma thèse. Ma profonde gratitude s'adresse aux rapporteurs : le Professeur Pascal HAIGRON, chef de l'équipe IMPACT du laboratoire LTSI à Rennes et le Directeur de Recherche David SARRUT du laboratoire CREATIS INSA Lyon. Je tiens à leur exprimer mon profond respect et à les remercier pour leurs remarques importantes.

Merci également à tout le personnel du laboratoire ISIT, plus particulièrement au Professeur Laurent SARRY, chef de l'équipe CaVITI, pour son aide appréciable et sa gentillesse. Ma sincère reconnaissance va à l'égard des praticiens hospitaliers Bruno MIGUEL et Pascal CHABROT, pour leur collaboration remarquable, sans laquelle ce travail n'eût été possible.

Mes remerciements vont enfin aux enseignants de l'IUT du Puy, où j'ai eu plaisir d'exercer mes activités d'enseignement pendant ces années. Vincent, Antoine, Benjamin, Jonathan, Dominique, Pierre-Yves, Pascale, Marie-Laure – je n'oublierai pas votre gentillesse exceptionnelle et soutien.

À Toi Maman

Dla Ciebie Mamo

Table des matières

<i>Résumé</i>	6
<i>Abstract</i>	8
<i>Table des matières</i>	11
<i>Table des figures</i>	14
<i>Liste des tableaux</i>	18
Introduction	20
1 Contexte médical	23
1.1 Aorte	24
1.1.1 Anatomie	24
1.1.2 Pathologies liées à l'aorte	25
1.1.3 Dissection aortique	26
1.2 Traitement endovasculaire	28
1.2.1 Assistance peropératoire	31
1.2.2 Modalités d'imagerie	32
1.2.3 Visualisation des images médicales	37
1.3 Objectifs de cette thèse	42
2 État de l'art du recalage	45
2.1 Définition du recalage d'images	45
2.1.1 Notions de base et terminologie	46
2.1.2 Le recalage en tant que processus itératif	47
2.2 Classifications de méthodes de recalage	51
2.3 Types d'images	54
2.4 Transformations	57
2.4.1 Interpolation d'images	58
2.4.2 Paramètres	59
2.4.3 Contraintes sur les paramètres	60
2.4.4 Transformations linéaires	62

2.4.5	Transformations non-rigides	66
2.5	Fonctions de critère	71
2.5.1	Méthodes géométriques	73
2.5.2	Méthodes iconiques	76
2.6	Optimisation	84
2.6.1	Méthodes continues	85
2.6.2	Méthodes discrètes	87
2.6.3	Méthodes heuristiques	89
2.6.4	Méthodes directes	91
2.7	Recalage hybride et approches composées	93
2.7.1	Techniques multi-échelles	94
2.7.2	Méthodes composées de plusieurs techniques de base	96
2.7.3	Recalage hybride	97
2.8	Recalage 3D/2D	98
2.8.1	Système de repères 3D/2D	98
2.8.2	Équilibrage de dimensionnalités	100
2.9	Recalage de structures cardiovasculaires	105
2.9.1	Recalage 3D/2D	105
2.9.2	Recalage 3D/3D	108
2.9.3	Segmentation par recalage	108
3	Chaîne du recalage 3D/2D de l'aorte	111
3.1	Contexte clinique	112
3.2	Images médicales	112
3.3	Construction de la méthode	115
3.3.1	Recalage ITD 3D/2D	115
3.3.2	Recalage iconique	119
3.4	Résultats	122
4	Modèle paramétrique de l'aorte	131
4.1	Représentation de l'aorte en 3D	131
4.2	Modèles paramétriques existants	133
4.3	Définition	134
4.3.1	Cylindre généralisé	134
4.3.2	Enveloppe tubulaire	136
4.4	Généralisation – enveloppe vasculaire	137
4.5	Construction interactive	138
4.6	Projection rapide	139
5	Recalage d'images par descripteurs de transformation d'image (ITD)	143
5.1	Définition du recalage par ITD	144
5.1.1	Descripteurs ITD	146
5.1.2	Estimateurs de paramètres T	148

5.1.3	Approche itérative	149
5.2	Recalage 3D/2D par ITD	150
5.2.1	Orientation cohérente	152
5.2.2	Orientation quelconque	155
5.3	Descripteurs pour les images de l'aorte	159
5.3.1	Notions et terminologie	159
5.3.2	Descripteurs de position	159
5.3.3	Descripteurs de taille	161
5.3.4	Descripteurs d'orientation	162
5.3.5	Utilisation	163
6	Validation et évaluation des méthodes de recalage	166
6.1	Enveloppe tubulaire	166
6.2	Évaluation du recalage par ITD pour les images 2D	171
6.2.1	Indices d'erreurs	171
6.2.2	Données	172
6.2.3	Résultats	174
6.3	Évaluation de la chaîne de recalage 3D/2D	181
6.3.1	Transformations de référence	182
6.3.2	Définition des erreurs de recalage	186
6.3.3	Paramètres des méthodes	193
6.3.4	Résultats	196
7	Conclusion et perspectives	220
	Bibliographie	222

Table des figures

1.1	Anatomie de l'aorte.	25
1.2	Pathologies de l'aorte.	26
1.3	Dissection aortique.	27
1.4	Classification des dissections aortiques.	28
1.5	Opération chirurgicale à cœur ouvert.	29
1.6	Schéma d'une intervention endovasculaire.	29
1.7	Prothèse endovasculaire.	30
1.8	Schéma d'un système d'acquisition mobile C-arm.	32
1.9	Image scanner CT.	34
1.10	Séquence d'angiographie rayons X.	36
1.11	Visualisation d'intensités.	37
1.12	Fenêtrage d'une image de niveaux de gris.	38
1.13	Angiographie soustraite.	39
1.14	Visualisation des vues anatomiques d'une image CT.	40
1.15	Rendu volumique d'une image CT.	41
1.16	Rendu surfacique d'une image CT.	41
1.17	Fusion de données : superposition des images 3D et 2D.	42
2.1	Recalage d'images en tant que problème d'alignement.	47
2.2	Zone de chevauchement d'images.	48
2.3	Algorithme itératif de recalage.	49
2.4	Propriétés spatiales d'une image médicale.	55
2.5	Représentations de données d'une image.	56
2.6	Interpolation des intensités d'une image transformée.	58
2.7	Différents types de transformations	62
2.8	Transformation linéaire par morceaux.	68
2.9	Algorithme ICP.	76
2.10	Histogramme 2D d'une image.	80
2.11	Estimation de la densité par fenêtrage de Parzen.	81
2.12	Processus de recalage itératif et recalage direct.	92
2.13	Recalage multi-échelles.	95
2.14	Recalage composé de plusieurs techniques élémentaires.	96
2.15	Projection d'une image 3D.	99
2.16	Passage de repères dans le cas du recalage 3D/2D.	100

2.17	Stratégies de recalage 3D/2D : projection, rétro-projection et reconstruction.	101
2.18	Recalage 3D/2D par projection.	102
2.19	Recalage 3D/2D par rétro-projection.	103
2.20	Recalage 3D/2D par reconstruction.	104
3.1	Chaîne complète du recalage 3D/2D de l'aorte.	115
3.2	Méthode ITD 3D/2D au sein de la chaîne de recalage.	116
3.3	Prétraitement de l'image 3D pour la méthode de recalage ITD.	117
3.4	Prétraitement de la fluoroscopie.	118
3.5	Schéma de la méthode iconique au sein de la chaîne de recalage 3D/2D.	120
3.6	Prétraitement du scanner CT.	121
3.7	Images initiales utilisées pour la superposition.	123
3.8	Superposition de l'aorte segmentée sur la séquence de l'angiographie rayons X.	124
3.9	Superposition de l'aorte segmentée sur une autre coupe de même séquence d'angiographie.	125
3.10	Visualisation de l'aorte segmentée superposée sur l'image d'amplification.	126
3.11	Superposition de l'enveloppe tubulaire de l'aorte sur l'angiographie rayons X.	127
3.12	Recalage de chenaux séparés sur l'angiographie.	128
3.13	Visualisation du flap et des portes d'entrée sur l'angiographie.	129
4.1	Cylindre généralisé.	135
4.2	Généralisation d'un cylindre.	135
4.3	Enveloppe tubulaire générale.	136
4.4	Paramétrisation de l'enveloppe tubulaire, sous forme de suite de cônes tronqués.	136
4.5	Enveloppe vasculaire.	137
4.6	Interface graphique pour la construction interactive de l'enveloppe tubulaire.	138
4.7	Utilisation du widget interactif pour la construction de l'enveloppe tubulaire.	139
4.8	Étapes de la construction d'une enveloppe tubulaire.	139
4.9	Algorithme de construction interactive de l'enveloppe tubulaire pour une aorte.	140
4.10	Intersection rayon-cône tronqué.	141
4.11	Algorithme de la projection d'enveloppe tubulaire.	142
5.1	Schéma de la méthode de recalage par ITD 2D.	145
5.2	Système de repères locaux pour le recalage par ITD.	145
5.3	Facteurs de forme versus ITD.	147

5.4	Caractéristiques des descripteurs ITD.	149
5.5	Schéma du recalage ITD à une itération et à plusieurs itérations.	151
5.6	Système de repères pour la transformation T_{3D}	152
5.7	Orientation cohérente du volume sur les projections.	153
5.8	Algorithme de la mise à jour de pose 3D.	153
5.9	Interprétation 3D de la transformation entre projections. . . .	154
5.10	Schéma de la méthode de recalage 3D/2D avec orientation cohérente.	154
5.11	Algorithme du recalage 3D/2D ITD avec une orientation cohérente.	155
5.12	Initialisation T_{00} pour le recalage ITD.	156
5.13	Schéma de la méthode générale de recalage 3D/2D par ITD. . .	157
5.14	Exemples d’alignement de projections incohérentes et d’une cohérente.	158
5.15	Recherche de la meilleure orientation du volume.	158
5.16	Partition circulaire de l’image.	160
5.17	Calcul de l’ITD RadialBendCentre.	160
5.18	Calcul de l’ITD RadialOpening.	163
5.19	Calcul des descripteurs circulaires d’orientation.	164
6.1	Enveloppes tubulaires construites à partir des images CT. . .	167
6.2	Comparaison entre segmentation manuelle et enveloppe tubulaire.	169
6.3	Répartition des erreurs de segmentation.	170
6.4	Recalage ITD d’images synthétiques.	173
6.5	Recalage ITD d’images perturbées.	175
6.6	Erreurs de descripteurs de la position.	176
6.7	Erreurs de descripteurs de l’orientation.	177
6.8	Erreurs de descripteurs de la mise à l’échelle.	178
6.9	Erreurs d’efficacité des descripteurs.	178
6.10	Erreurs de vérité des descripteurs.	179
6.11	Erreurs d’identité des descripteurs.	180
6.12	Interface du programme de recalage 3D/2D interactif.	183
6.13	Recalage interactif : manipulation de la pose du volume à partir de la souris.	184
6.14	Interface du programme : mise en correspondance des points 3D et 2D.	185
6.15	Points anatomiques correspondants pour les couples 1–4. . . .	187
6.16	Points anatomiques correspondants pour les couples 5–8. . . .	188
6.17	Points anatomiques correspondants pour les couples 9–12. . .	189
6.18	Points anatomiques correspondants pour les couples 13–16. . .	190
6.19	Points anatomiques correspondants pour les couples 17–19. . .	191
6.20	Présentation des erreurs moyennes de recalage 3D/2D.	194
6.21	Résultats du recalage pour le premier couple.	197

6.22	Résultats du recalage pour les couples 2–5.	198
6.23	Résultats du recalage pour les couples 6–9.	199
6.24	Résultats du recalage pour les couples 10–13.	200
6.25	Résultats du recalage pour les couples 14–17.	201
6.26	Résultats du recalage pour les couples 18 et 19.	202
6.27	Taux de précision pour les erreurs moyennes.	210
6.28	Erreurs moyennes 3D.	211
6.29	Erreurs moyennes 3D/2D.	212
6.30	Erreurs moyennes 2D.	213
6.31	Erreurs moyennes 2D/3D.	214

Liste des tableaux

1.1 Synthèse des caractéristiques principales des modalités d'imagerie.	35
2.1 Représentations de la rotation en 3D.	64
3.1 Récapitulatif des patients.	112
3.2 Liste des images CT de la base de données.	113
3.3 Liste des images d'angiographie de la base de données.	114
3.4 Couples d'images CT et angiographie, sélectionnés pour le recalage.	114
5.1 Estimateurs des paramètres de la transformation pour les ITD.	164
6.1 Nombre de nœuds et temps de construction interactive d'enveloppes tubulaires.	168
6.2 Erreurs de précision de l'enveloppe tubulaire par rapport aux résultats de segmentation.	170
6.3 Erreurs de paramètres de recalage e_p	179
6.4 Erreurs d'efficacité des descripteurs en pourcentage.	180
6.5 Erreurs de vérité des descripteurs en pourcentage.	180
6.6 Erreurs d'identité des descripteurs en pourcentage.	181
6.7 Erreurs de translation dans le plan de la projection pour le recalage de référence.	205
6.8 Erreurs de translation dans le plan de la projection pour les étapes de la chaîne.	205
6.9 Erreurs de translation selon la direction de la projection pour le recalage de référence.	206
6.10 Erreurs de translation selon la direction de la projection pour les étapes de la chaîne.	206
6.11 Erreurs de rotation dans le plan de la projection pour le recalage de référence.	207
6.12 Erreurs de rotation dans le plan de la projection pour les étapes de la chaîne.	207
6.13 Erreurs de rotation selon l'axe horizontal, orthogonal à la direction de projection, pour le recalage de référence.	208

6.14	Erreurs de rotation selon l'axe horizontal, orthogonal à la direction de projection, pour les étapes de la chaîne.	208
6.15	Erreurs de rotation selon l'axe vertical, orthogonal à la direction de projection, pour le recalage de référence.	209
6.16	Erreurs de rotation selon l'axe vertical, orthogonal à la direction de projection, pour les étapes de la chaîne.	209
6.17	Erreurs moyennes 3D pour le recalage de référence.	211
6.18	Erreurs moyennes 3D pour les étapes de la chaîne.	213
6.19	Erreurs moyennes 3D/2D pour le recalage de référence.	215
6.20	Erreurs moyennes 3D/2D pour les étapes de la chaîne.	215
6.21	Erreurs moyennes 2D pour le recalage de référence.	216
6.22	Erreurs moyennes 2D pour les étapes de la chaîne.	216
6.23	Erreurs moyennes 2D/3D pour le recalage de référence.	217
6.24	Erreurs moyennes 2D/3D pour les étapes de la chaîne.	217
6.25	Temps d'exécution des différents composants de la chaîne.	218

Introduction

Les interventions endovasculaires présentent un intérêt clinique de plus en plus important. Elles permettent de traiter les maladies cardiovasculaires de façon mini-invasive, i.e. sans nécessiter l'ouverture du thorax du patient. Néanmoins, il reste compliqué actuellement de surveiller l'avancement de la procédure endovasculaire, basée sur des gestes effectués à l'intérieur des vaisseaux, même avec la visualisation des données proposée actuellement par l'imagerie médicale.

Les techniques de visualisation avancées, proposées par les constructeurs des systèmes cliniques, sont pertinentes pour l'assistance aux cliniciens pendant l'intervention. Grâce à elles, il est plus facile de contrôler les actions et de prendre les décisions correctes en cours d'opération. Actuellement, les images utilisées dans le contexte du traitement endovasculaire sont le scanner CT en phase préopératoire (diagnostic, référence anatomique) et l'angiographie rayons X, acquise en cours d'intervention. La tendance actuelle consiste à fusionner les données issues de plusieurs images, afin de disposer d'une visualisation peropératoire augmentée, qui délivre les différentes informations en même temps.

Nous nous sommes particulièrement intéressés aux techniques mini-invasives pour le traitement de la dissection aortique. Cette maladie grave est caractérisée par un grand risque de mortalité et, pour certains cas, par la nécessité d'une intervention immédiate. À ce jour, il n'existe pas de visualisation dédiée au traitement endovasculaire de ce type de pathologie. Cette thématique nous a motivé à proposer une approche de recalage, qui pourra être utilisée pour la mise en correspondance des images de l'aorte de différentes modalités, permettant ainsi de visualiser des informations associées à la dissection. Cette méthode de recalage est constituée de plusieurs composantes, qui ont été introduites et adaptées pour ce contexte. Nous avons d'abord défini un modèle paramétrique de l'aorte, nommé enveloppe tubulaire, qui caractérise la forme de l'artère avec un petit nombre de paramètres et permet d'exprimer facilement les déformations du vaisseau. L'enveloppe tubulaire est utilisée pour le recalage, en tant que représentation de l'aorte. Elle sert également à délimiter une région d'intérêt sous forme tubulaire et a ainsi été exploitée dans un processus de segmentation de l'aorte. Un programme informatique a été proposé pour la construction interactive des

enveloppes tubulaires.

Puis, nous avons introduit une nouvelle méthode de recalage rapide, basée sur l'estimation directe de paramètres de la transformation à partir de descripteurs ITD (Image Transformation Descriptor) que nous avons également définis. Sa formulation générale rend possible l'exploitation de cette approche pour différents problèmes d'alignement d'images. Nous proposons les descripteurs ITD adaptés au cas des images de l'aorte. La version 3D/2D de la méthode par ITD permet d'obtenir rapidement un premier résultat du recalage, sans contraintes d'initialisation propre, indispensables à la plupart des techniques 3D/2D actuelles.

Enfin, nous avons proposé la chaîne complète de recalage, constituée de l'étape rapide ITD, suivie par l'engagement d'algorithmes iconiques précis. Nous avons utilisé les mesures de similarité basées sur l'information mutuelle, les approches hiérarchiques multi-échelles et hybrides. Cette technique nous permet d'obtenir un alignement des images 3D et 2D et d'offrir ainsi une visualisation augmentée (fusion de données) dédiée aux interventions endovasculaires.

Les méthodes décrites dans ce document ont été testées pour 19 couples composés d'une image scanner CT et d'une image fluoroscopie rayons X. Les résultats ont été comparés avec le recalage référentiel anatomique (correspondance des structures anatomiques) et visuel (alignement interactif) effectué par deux experts cliniques.

Chapitre 1

Contexte médical

Dans ce chapitre, nous présentons le contexte clinique du travail effectué, qui a pour objectif la mise en correspondance d'images médicales. La problématique des maladies de l'aorte, en particulier celle de la dissection aortique, sera caractérisée ainsi que le contexte des interventions endovasculaires, permettant la prise en charge de telles pathologies.

La dissection est une pathologie grave, il en résulte un taux de mortalité atteignant 60% à 90% en cas d'absence de traitement et en fonction du type de dissection. Certaines techniques d'intervention permettent de gérer de façon efficace plusieurs maladies cardiovasculaires, y compris les dissections aortiques. Ces techniques, par opposition à la chirurgie ouverte, sont qualifiées de mini-invasives, car les gestes de traitement sont effectués à l'intérieur des vaisseaux. Le contrôle pré- et peropératoire pour et durant les interventions endovasculaires s'effectue par l'imagerie.

Notre étude concerne le traitement d'images médicales, issues des étapes préliminaires (diagnostiques) et interventionnelles, dans le cadre du traitement endovasculaire de la dissection de l'aorte thoracique. Le but est de proposer une visualisation offrant la superposition des données pré- et peropératoires, afin de fournir aux cliniciens un maximum d'informations. Le défi principal associé à ce problème est la mise en correspondance (recalage) de ces images (chapitre 3).

Ce chapitre est composé de trois parties. La première partie (section 1.1) présente le contexte médical de l'aorte (1.1.1), ses anatomie et caractéristiques, puis les maladies la concernant (1.1.2). Viendront ensuite de plus amples informations concernant la dissection aortique, la pathologie que nous avons étudiée durant notre travail (section 1.1.3). La deuxième partie du chapitre (section 1.2) est dédiée au traitement endovasculaire de l'aorte. Nous décrivons les principes de l'assistance peropératoire (section 1.2.1), qui permet de prendre les décisions cliniques et de contrôler l'état de l'intervention à l'aide des images médicales, acquises avant et durant la procédure. La section 1.2.2 présente les modalités d'imagerie, utilisées pour le traitement

endovasculaire et les techniques de visualisation de telles images (1.2.3). La section 1.3 détaille les objectifs de cette recherche et son positionnement par rapport aux travaux actuels.

1.1 Aorte

L'aorte est la plus grande artère du système cardiovasculaire humain. Sa tâche principale est de recevoir le sang oxygéné propulsé du cœur et de le distribuer dans le réseau des vaisseaux artériels. Le sang traverse l'aorte sous une pression suffisamment élevée afin d'atteindre tous les membres du corps. Du fait de son rôle important dans la distribution du sang, toute pathologie touchant l'aorte est d'emblée grave, voire mortelle.

Dans la section 1.1.1, nous présentons de façon succincte l'anatomie de l'aorte. Les maladies touchant cette artère sont exposées section 1.1.2 ; le contexte de la dissection aortique est plus précisément décrit section 1.1.3.

1.1.1 Anatomie

L'aorte (figure 1.1) prend naissance au niveau de la valve aortique, située à la sortie du ventricule gauche du cœur. Au-dessus de la base du vaisseau commencent les deux artères coronaires (figure 1.1 (a)), délivrant le sang aux muscles cardiaques. Le premier fragment de l'aorte, orienté vers le haut, est appelée *aorte ascendante*. Il a typiquement une longueur d'environ 100 mm, une largeur de 40 mm à sa naissance puis de 35 mm à 45 mm dans la partie supérieure [187, 153].

Le segment suivant est *l'arc de l'aorte*, également appelé *croisse aortique*. Celui-ci est incurvé, dirigé initialement à l'arrière et par la suite réorienté vers le bas du corps. À la partie supérieure de l'arc se trouve la plus grande bifurcation des artères : les trois vaisseaux qui sortent de la croisse (cf. figure 1.1 (b)), sont les suivants (par ordre d'apparition, en partant du cœur) :

- le tronc artériel brachio-céphalique (TABC), qui se sépare ensuite en artère subclavière droite et carotide commune droite,
- la carotide commune gauche,
- l'artère subclavière gauche.

Les artères subclavières amènent le sang vers les bras, elles ont aussi quelques branches alimentant la tête et le thorax. Les carotides délivrent le sang au cou et à la tête, elles sont notamment responsables de l'alimentation du cerveau en sang. Le diamètre de la croisse aortique varie d'environ 40 mm avant la bifurcation des artères, à 31 mm dans la partie après cette bifurcation, où l'aorte se dirige vers le bas [153]. La longueur de cette partie du vaisseau est typiquement comprise entre 34 mm et 48 mm [153].

L'*aorte descendante* est la dernière partie de l'artère. Ce fragment commence après l'incurvation de la croisse, lorsque le vaisseau s'oriente verticalement vers le bas du corps. L'aorte descendante atteint la zone du bassin, le

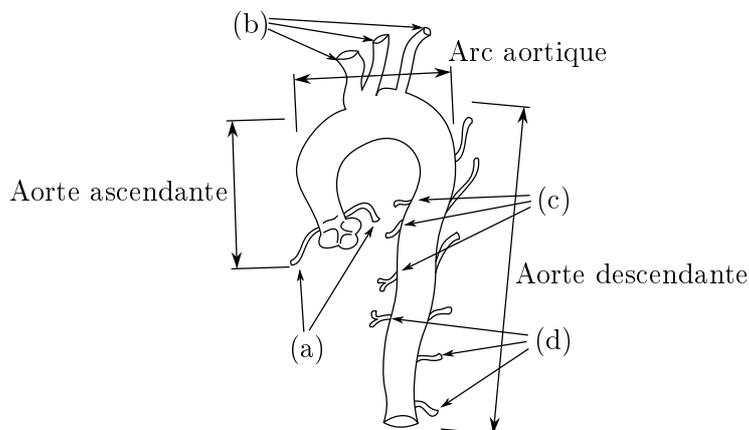


FIGURE 1.1 – Anatomie de l’aorte et des artères principales qui en sortent : (a) artères coronaires, (b) (de gauche à droite) tronc brachio-céphalique, carotide commune gauche et subclavière gauche, (c) (de haut en bas) rameaux bronchiques, médiastinaux et œsophagiens, (d) (de haut en bas) artères intercostales, phréniques et subcostale.

long de la colonne vertébrale. Sa terminaison est définie par la bifurcation au niveau des deux artères iliaques. Ses parties traversant le thorax et l’abdomen sont respectivement nommées *aorte (descendante) thoracique* et *aorte abdominale*. Le diamètre de l’aorte descendante varie de 23 à 24 mm dans sa partie thoracique, jusqu’à 7 mm au niveau de la bifurcation des artères iliaques [187]. De nombreuses artères collatérales sortent de l’aorte descendante : les artères bronchiques, intercostales, et autres (cf. figure 1.1 (c-d)).

Cette description anatomique illustre bien le rôle fondamental de l’aorte dans la distribution du sang dans le corps humain. Toute affection la touchant a donc des conséquences très graves. Nous les décrivons section suivante.

1.1.2 Pathologies liées à l’aorte

L’aorte est exposée à plusieurs facteurs de risque, qui peuvent entraîner des maladies. La partie thoracique de l’aorte doit résister à une pression typique de 120-140 mm Hg au cours de la systole (contraction du cœur expédiant le sang vers les artères). La présence d’une hypertension augmente également la surcharge des parois aortiques et peut provoquer des états pathologiques de l’aorte. La forme incurvée du vaisseau et son élasticité impliquent un mouvement global de l’aorte très complexe : mouvements verticaux et latéraux, torsions radiales effectuées pour chaque cycle cardiaque.

Parmi les pathologies aortiques les plus courantes, on peut distinguer (voir figures 1.2 et 1.3) :

Calcification de l’aorte. Création de plaques calcifiées, souvent au niveau

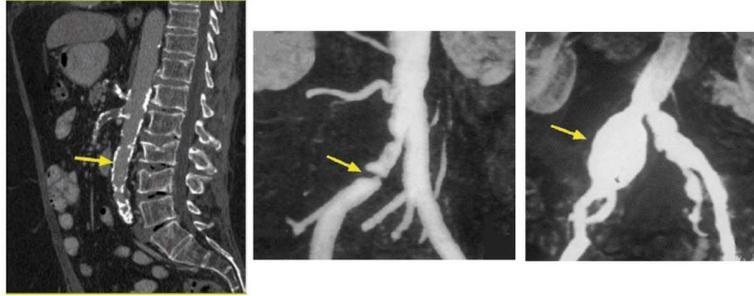


FIGURE 1.2 – Pathologies aortiques (repérées par les flèches). De gauche à droite : calcification de l’aorte, athérome (sténose) et anévrisme. Source d’images : [24, 135].

de la valve aortique, de l’aorte ascendante et de la crosse. Les plaques, constituées de dépôts calcaires, se sont accumulées sur les parois internes de l’artère. Cette maladie résulte en un rétrécissement de la lumière du vaisseau, d’une hypertension et du risque de détachement des plaques et d’une obstruction des artères les plus fines.

Athérome. Structure résultant de lésions dues à une accumulation de dépôts lipidiques entre les tissus de l’aorte. Cet état conduit aussi à la réduction du diamètre de l’artère et aggrave les maladies liées à l’hypertension.

Anévrisme aortique. Dilatation locale de la paroi artérielle formant un sac qui accumule le sang et perturbe la circulation. Les anévrismes peuvent être localisés à de nombreux endroits, avoir des formes géométriques très variables (allongées ou en sac ...) et présenter différents niveaux de danger pour le patient.

Dissection aortique. Rupture de la paroi interne de l’aorte, résultant d’un décollage des tissus artériels. Le sang pénètre dans les couches du vaisseau et crée une ou plusieurs cavités (chenaux) de circulation secondaire.

L’objectif de ce travail consiste à offrir une aide au clinicien lors d’interventions sur les dissections aortiques. Cette maladie est présentée de façon plus précise section suivante.

1.1.3 Dissection aortique

Définition. Une dissection aortique (figure 1.3) est caractérisée par la création d’une déchirure dans le tissu interne du vaisseau (la tunique intime). Le sang entre dans cette coupure et l’approfondit, créant ainsi un *faux chenal* de dissection, à côté du *vrai chenal* (physiologique)¹. Les fragments de la

1. Dans certains cas, plusieurs faux chenaux peuvent apparaître.

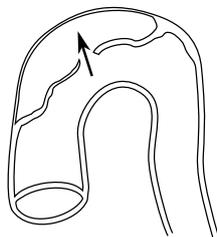


FIGURE 1.3 – Schéma d'une dissection aortique. La porte d'entrée (marquée par une flèche) dans le flap intimal connecte le chenal physiologique de l'aorte avec le faux chenal de dissection.

paroi de l'aorte, décollés suite à la pression du flux sanguin, constituent le *flap intimal* et séparent les chenaux. La communication entre les chenaux s'effectue par une ou plusieurs coupures qui apparaissent alors dans le flap, appelés *portes d'entrée* ou *déchirures intimales*.

L'évolution de la dissection conduit à l'agrandissement successif du faux chenal, pouvant provoquer l'obstruction des artères connexes, ce qui en fait une urgence médicale sévère. Les parois aortiques deviennent affaiblies et dilatées, le risque de rupture du vaisseau augmente.

Classification. La dissection aortique est classifiée en fonction de la partie de l'aorte affectée. La classification de DeBakey distingue trois catégories : type I avec au moins une porte d'entrée située dans l'aorte ascendante et les faux chenaux localisés aux parties ascendante ou descendante ; type II limitant la dissection au segment ascendant ; type III où les faux chenaux sont localisés uniquement dans l'aorte descendante [92].

Le classement de Stanford, quant à lui, distingue les dissections qui affectent l'aorte ascendante (type A) de celles localisées seulement dans la partie descendante (type B). Le type A signifie que les portes d'entrée et les faux chenaux sont présents dans le segment ascendant ou dans la crosse. La dissection du type B est située dans l'aorte descendante et éventuellement dans la partie distale de la crosse [92]. Plus de 60% des dissections sont de type A [92]. La figure 1.4 montre les schémas des dissections et leurs classifications.

L'incidence de la dissection est globalement estimée, pour chaque année, de 5 à 100 cas par millions de personnes [61, 43]. La mortalité est importante et atteint environ 65% de décès à court terme [59]. La dissection de type A représente la majorité des cas. Le risque de mort, si non traitée, passe à 75% en fin de première semaine, jusqu'à 90% au bout d'un mois.

Traitement. Le traitement des dissections aortiques dépend de plusieurs facteurs tels que la localisation de la dissection (portes d'entrée et étendue du faux chenal), la dynamique de déroulement de la maladie, l'état de santé

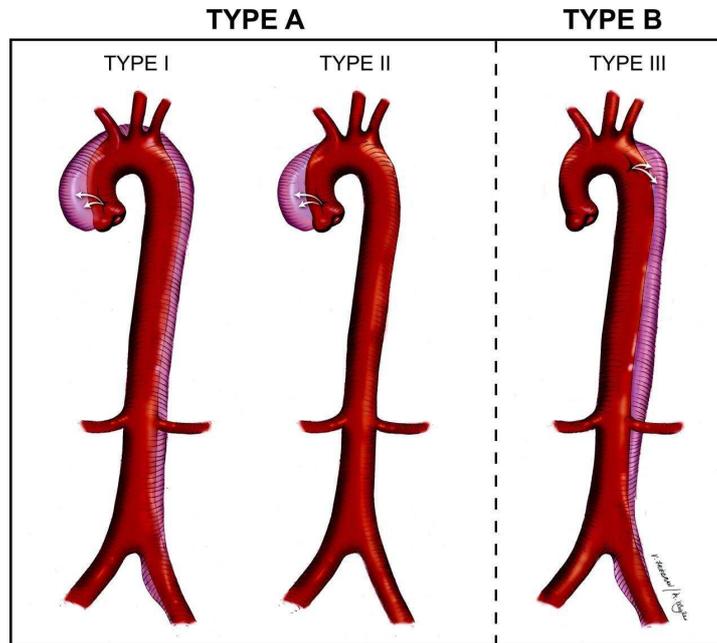


FIGURE 1.4 – Classifications des dissections aortiques (image provient de *circ.ahajournals.org*).

du patient. Le diagnostic, pris généralement à l'aide d'un scanner CT (section 1.2.2) permet de distinguer différentes conditions cliniques. Les cas les plus légers sont gérés par des moyens médicamenteux et surveillés périodiquement. Quant à elles, les dissections aiguës ont besoin d'une procédure chirurgicale immédiate (figure 1.5). Certains cas (par exemple, les patients ayant déjà été opérés à cœur ouvert) sont plus adéquats à un traitement endovasculaire, présenté section 1.2.

La motivation de nos travaux est de fournir une assistance visuelle aux cliniciens pour une telle intervention (section 1.3) et plus particulièrement, pour les prises en charge des dissections de l'aorte ascendante.

1.2 Traitement endovasculaire

Les techniques endovasculaires, sont devenues importantes suite à leurs propriétés mini-invasives pour le patient. Contrairement aux opérations de chirurgie cardiovasculaire traditionnelle, le patient ne doit pas être ouvert ; une circulation sanguine extra-corporelle et l'arrêt du cœur ne sont pas exigés.

Les gestes chirurgicaux sont effectués à l'aide d'outils introduits dans les vaisseaux. La figure 1.6 montre un schéma d'une telle intervention, pour laquelle l'accès à l'aorte est réalisé en passant par l'artère iliaque.

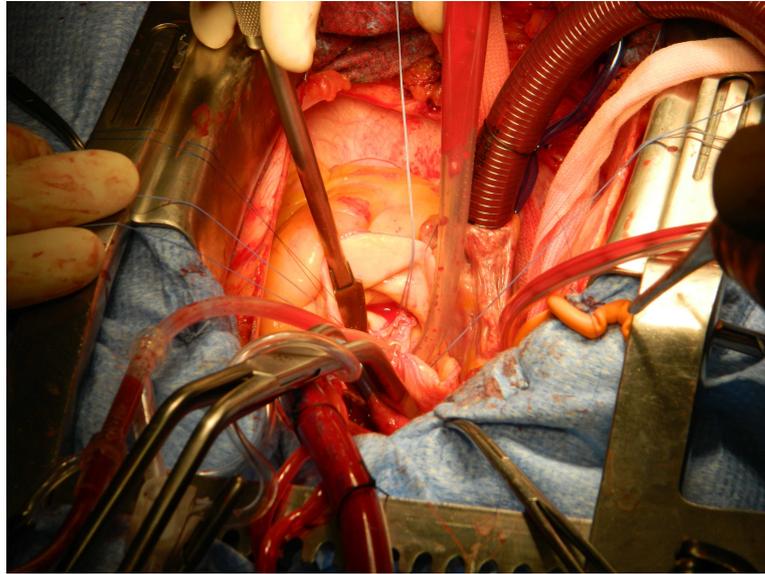


FIGURE 1.5 – Opération chirurgicale à cœur ouvert. Le thorax doit être ouvert afin d'exposer les organes du thorax. Le traitement de la dissection consiste à remplacer une partie affectée de l'aorte par une prothèse synthétique. Pour cela, la circulation sanguine doit être suspendue.

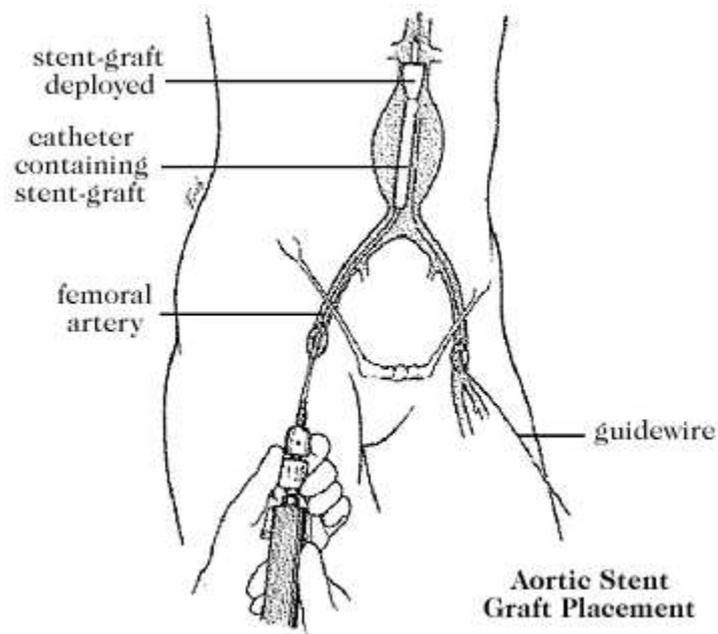


FIGURE 1.6 – Schéma d'une intervention endovasculaire dans l'aorte. Les outils sont introduits par l'artère iliaque. Cet exemple concerne la réparation d'un anévrisme de l'aorte abdominale (figure extraite de la référence [24]).

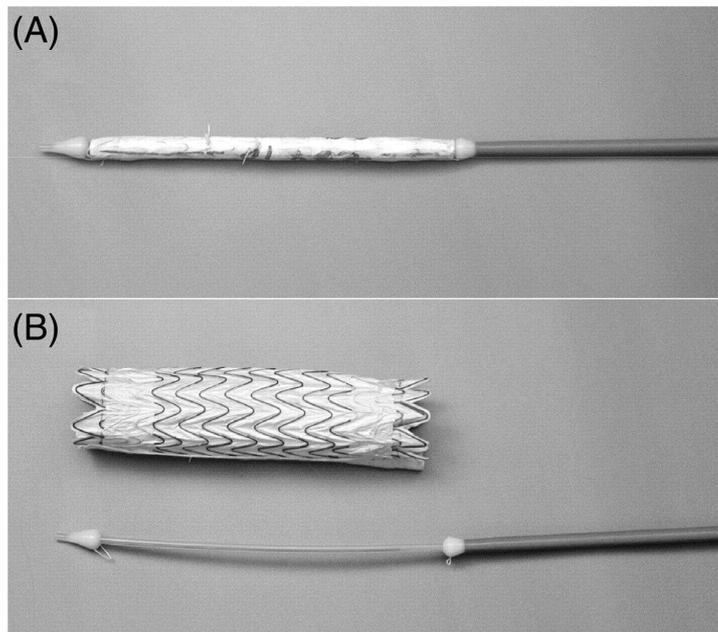


FIGURE 1.7 – Prothèse endovasculaire : (A) pliée, (B) dépliée (image provient de *eurheartj.oxfordjournals.org*).

Le traitement endovasculaire de la dissection aortique consiste en un déploiement d'une prothèse endovasculaire (voir figure 1.7) afin de plaquer le flap, obstruant ainsi la porte d'entrée. La communication entre le faux chenal et le chenal physiologique est alors bloquée ; puis, la circulation du sang redevient normale.

Les interventions endovasculaires de l'aorte, abrégées EVAR (*EndoVascular Aortic Repair*) sont devenues standard pour plusieurs maladies artérielles [137, 90, 120]. Les dissections aortiques de type B (localisées dans le segment descendant) sont traitées de cette manière depuis 1990 [175, 26]. Récemment, certains cas de dissections de type A (porte d'entrée située dans l'aorte ascendante) ont aussi été gérés par interventions endovasculaires [111, 102, 148].

Dans la section suivante, nous présentons la terminologie concernant la mise en place d'une assistance peropératoire dans un contexte d'interventions endovasculaires. Puisque le traitement est effectué à l'intérieur des vaisseaux et donc sans possibilité de perception visuelle directe, les techniques de visualisation permettraient d'aider la prise de décision, voire de rendre plus aisé le geste du clinicien.

1.2.1 Assistance peropératoire

L'assistance peropératoire peut être définie comme *une aide à la décision apportée par un système d'assistance s'interposant entre la perception du geste à un moment donné et l'action thérapeutique à réaliser* [24]. Cette thématique concerne plusieurs domaines, notamment :

- les systèmes d'acquisition d'images,
- les systèmes robotisés,
- l'imagerie interventionnelle,
- la visualisation de données.

Dans la suite de cette section, nous caractérisons, de manière succincte, ces quatre champs d'intérêt.

Systèmes d'acquisition d'images. Pendant une procédure endovasculaire, il est nécessaire d'accomplir à la fois des gestes chirurgicaux et des acquisitions d'images peropératoires, ces dernières étant utiles afin de vérifier les actions planifiées et effectuées. Les systèmes d'imagerie doivent alors coexister dans la salle d'intervention avec les appareils médicaux, l'équipement chirurgical et le personnel (chirurgiens, radiologues, anesthésistes, infirmiers).

Les appareils les plus couramment utilisés pour les interventions endovasculaires [24] se présentent sous la forme d'un arceau amovible, appelé *C-arm* (figure 1.8). Ils effectuent une acquisition dans un temps court, occupent relativement peu d'espace, peuvent être dégagés du champ opératoire si besoin et positionnés facilement sur le patient.

Les images acquises pendant l'intervention (section 1.2.2) sont, dans la plupart des cas, basées sur l'imagerie rayons X. Récemment, d'autres systèmes d'acquisition ont été envisagés pour superviser le traitement : IRM (imagerie par résonance magnétique) et IVUS (*intravascular ultrasound* – échographie intravasculaire) [24].

Systèmes robotisés. Les fournisseurs d'appareils de chirurgie guidée par ordinateur (CAS, *computer-assisted surgery*) proposent des systèmes adaptés au traitement endovasculaire [3, 8]. C'est notamment le cas des robots qui permettent de contrôler à distance des cathéters : Stereotaxis Niobe ES, Sensei X Robotic Catheter System et Hansen Magellan Robotic System.

Les systèmes robotisés sont couplés à des modules d'imagerie, qui permettent d'acquérir et de visualiser les images peropératoires. Ils fournissent alors les moyens d'intervention (guides contrôlés par des robots) et d'inspection (validation) des gestes.

Imagerie interventionnelle. Les modalités des images utilisées dans le cadre du traitement endovasculaire sont le scanner CT, l'angiographie rayons X, l'IRM, l'échographie, et sont présentées plus précisément section 1.2.2.



FIGURE 1.8 – Schéma d'un système d'acquisition mobile C-arm (image provient de *medicalphysicsweb.org*).

Visualisation des données. Il s'agit de la dernière étape du processus de traitement d'images. Les informations visuelles obtenues durant la phase préopératoire et les données peropératoires sont présentées aux cliniciens. La qualité de la visualisation et des informations présentées a un impact sur les décisions prises durant l'intervention.

Au début des interventions endovasculaires, les cliniciens disposaient seulement de la vue d'angiographie peropératoire. Les informations obtenues à l'étape préopératoire étaient séparées de l'imagerie interventionnelle ; les chirurgiens devaient alors à la fois assimiler et mettre en correspondance les données visuelles des différentes phases du traitement.

La tendance actuelle consiste à fusionner l'imagerie préopératoire et l'imagerie peropératoire, afin de proposer des rendus composés de différentes informations visuelles, provenant de différentes modalités. Ces approches sont couramment appelées *fusion d'images* [87, 86], ou *réalité augmentée* [24, 83, 82]. Nous présentons de telles techniques de visualisation section 1.2.3.

1.2.2 Modalités d'imagerie

Les systèmes d'acquisition d'images, utilisés dans le contexte du traitement endovasculaire, peuvent être divisés en trois groupes, selon la phase d'intervention considérée : pré-, per- et postopératoire. La modalité d'imagerie est choisie de façon à offrir le meilleur compromis entre les facteurs suivants : disponibilité de l'appareil, qualité des données (nombre et précision d'informations apportées par l'image), exposition du patient à la radiation ou à la toxicité (produit de contraste), temps d'acquisition et mobilité du système. Les priorités pour les images des trois groupes mentionnés ci-avant sont les suivantes :

pour les images préopératoires – disponibilité de l'appareil d'acquisition pour le diagnostic, dose minimale de produit de contraste, haute résolution et précision des données définissant de façon satisfaisante le référentiel anatomique pour le planning de l'intervention,

pour les images peropératoires – mobilité de l'appareil, dose minimale de produit de contraste, temps court d'acquisition, irradiation minimale,
pour les images postopératoires – haute résolution des images permettant de vérifier les résultats de l'intervention et de contrôler le suivi du patient.

Dans les paragraphes suivants nous présentons les modalités d'imagerie, utilisées principalement dans le contexte des interventions endovasculaires en général. Ces techniques sont : le scanner CT (pré- et postopératoire), l'imagerie par résonance IRM (préopératoire), l'échographie doppler (pré- et postopératoire), l'angiographie rayons X (peropératoire) et l'angiographie rotationnelle 3D (peropératoire).

Scanner CT (*Computed tomography*, tomodensitométrie rayons X.) C'est la modalité de référence pour l'examen anatomique (figure 1.9). L'image tridimensionnelle est obtenue par une reconstruction à partir des coupes transversales, acquises successivement le long du patient. Certains scanners (*Gated CT*) sont synchronisés avec le cycle cardiaque et génèrent les coupes durant une même période de contractions du cœur (systole-diastole) ; cette technique minimise les mouvements d'organes internes du coeur et de la circulation sanguine.

La caractéristique principale de l'imagerie scanner est la haute résolution spatiale des images et la grande précision des informations acquises. Les coupes transversales ont typiquement la résolution 512×512 , avec une taille submillimétrique de pixels de $0.8 \text{ mm} \times 0.8 \text{ mm}$; la distance entre les coupes peut varier de 0.9 mm à 5 mm (dans la plupart des cas 1.25 mm).

L'imagerie scanner expose le patient à une irradiation importante. L'injection de produit de contraste iodé permet de rehausser la visibilité des structures vasculaires dans l'image acquise. L'imagerie CT dédiée à l'acquisition des vaisseaux, remplis avec le produit de contraste, est connue sous le nom d'*angiographie CT* (CTA).

Imagerie par résonance magnétique IRM (MRI, *magnetic resonance imaging*). C'est une alternative au scanner, caractérisée par une moindre résolution d'images, mais n'ayant pas d'impact sur l'état du patient (pas d'irradiation, pas de toxicité de produit de contraste). L'IRM peut enregistrer des images statiques aussi bien que des séquences temporelles. L'inconvénient principal de l'IRM est sa faible disponibilité dans les hôpitaux, dû à un coût supérieur à celui d'un scanner CT. Les systèmes d'assistance peropératoire utilisant l'imagerie par résonance n'ont été développés que très récemment [86, 192].

Échographie en mode doppler. Cette technique non-invasive permet d'effectuer un diagnostic rapide avec une haute précision [24].

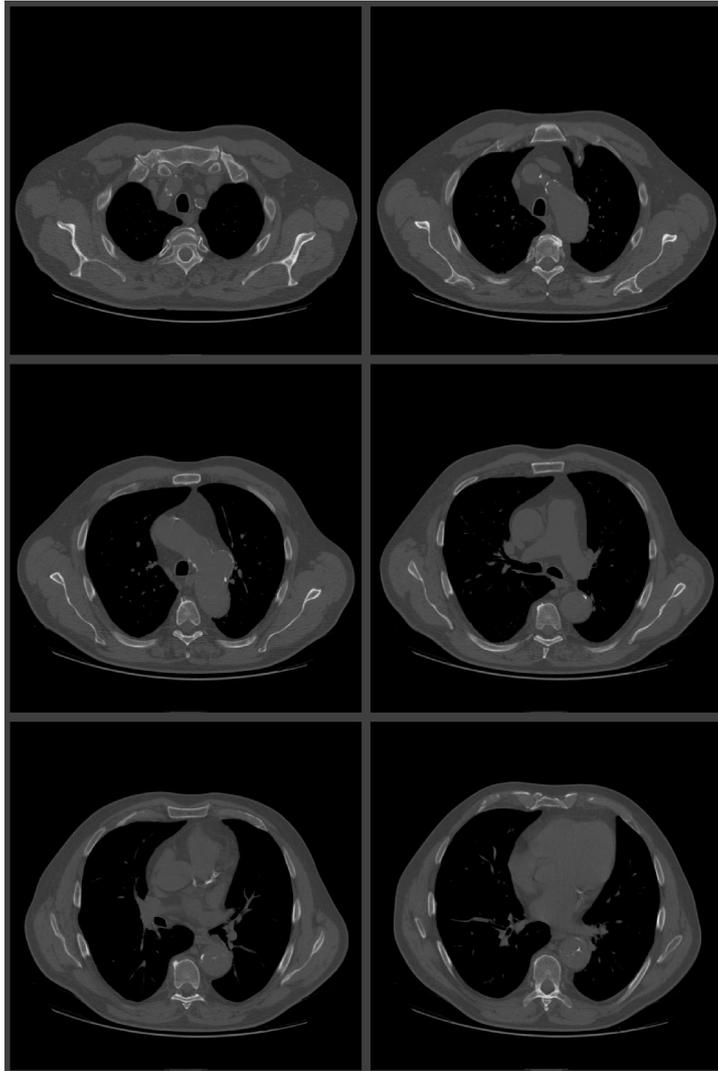


FIGURE 1.9 – Image scanner CT (tomodensitométrie rayons X).

	CT	IRM	Doppler	AngioX	3DARX
Application	préop.	préop.	pré- & perop.	perop.	perop.
Aspect temporel	statique	stat. & séq.	séquences	séquences	statique
Temps d'acquisition	long	long	court	court	court
Résolution	haute	moyenne	basse	haute	moyenne
Disponibilité	bonne	mauvaise	bonne	bonne	mauvaise

TABLE 1.1 – Synthèse des caractéristiques principales des modalités d'imagerie dans le cadre endovasculaire.

Angiographie rayons X. Elle est acquise en cours d'intervention (figure 1.10) et permet de contrôler l'avancement de la procédure et de localiser les outils à l'intérieur des vaisseaux. Les images obtenues définissent une séquence de frames, acquises plusieurs fois par seconde et présentent alors une dynamique des structures vasculaires dans un court intervalle de temps (de 5 à 10 secondes d'enregistrement). En moyenne, une vingtaine de séquences angiographiques est réalisée lors du traitement endovasculaire d'une dissection aortique localisée dans l'aorte descendante.

La résolution spatiale d'angiographie rayons X peut atteindre $0.13 \text{ mm} \times 0.13 \text{ mm}$, mais la quantité d'informations (visibilité des organes) reste faible. Néanmoins, la visibilité des structures vasculaires peut être améliorée par injection de produit de contraste, qui passe dans les vaisseaux et les rend visibles sur l'image. L'angiographie avec injection du contraste est aussi appelée *fluoroscopie*.

Angiographie rotationnelle 3D (3DARX). Elle est présente dans les salles d'opérations modernes, dites hybrides, car combinant différentes spécialités médicales [24]. L'angiographie rotationnelle permet de générer des images 3D peropératoires. Le dispositif est un C-arm (cf. section 1.2.1), similaire à celui présenté à la figure 1.8 ; il effectue une rotation autour du patient et acquiert une centaine de projections, qui sont combinées de façon à produire une reconstruction 3D.

Le système 3DARX a comme principal avantage d'offrir des images de qualité similaire à celle obtenues par un scanner CT et acquises lors de la phase peropératoire. De plus, l'utilisation d'un seul et même appareil pour générer des angiographies 3D (rotationnelles) et 2D (conventionnelles) permet d'aborder de façon plus simple le problème de fusion d'informations (puisqu'effectuées sur un même dispositif).

Le tableau 1.1 synthétise les différentes modalités d'images utilisées dans le contexte du traitement endovasculaire. Il est à noter que le couple CT et fluoroscopie est la configuration la plus couramment utilisée, suite à sa bonne accessibilité et à la grande qualité des informations obtenues.

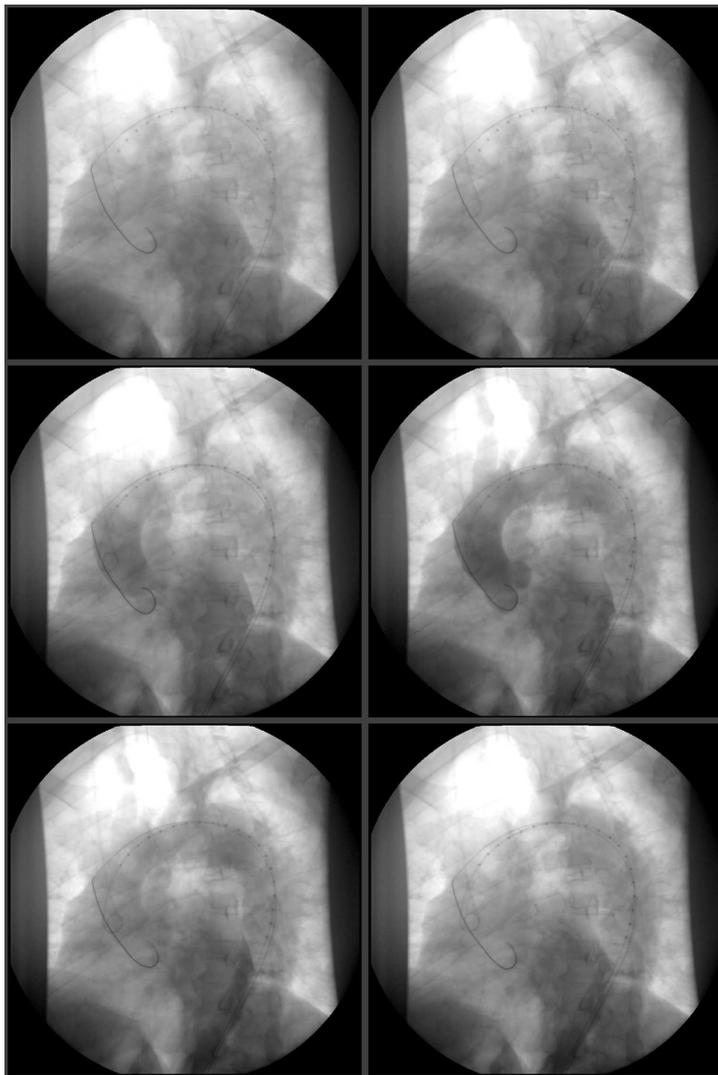


FIGURE 1.10 – Séquence d'angiographie rayons X avec injection du produit de contraste – différentes coupes.

1.2.3 Visualisation des images médicales

Dans cette section, nous présentons les techniques de visualisation des images médicales. Leur principal objectif est de fournir des informations visuelles compréhensibles pour un humain. Ces images sont utilisées lors de plusieurs étapes de la procédure clinique (du diagnostic au contrôle post-opératoire); leurs précision et fidélité sont alors cruciales pour la réussite du traitement. Les différentes approches de la présentation des données permettent de visualiser différents types d'informations (anatomiques, synthétiques, fonctionnelles) et de les combiner sur une même image.

Visualisation des intensités. Les systèmes d'imagerie, présentés section 1.2.2, définissent des images composées d'intensités scalaires ou vectorielles. Ces valeurs correspondent aux réponses du capteur (e.g. rayons X). La technique commune de visualisation de telles données consiste à mapper les intensités en niveaux de gris et donc à les afficher comme une image monochromatique (figure 1.11.a).

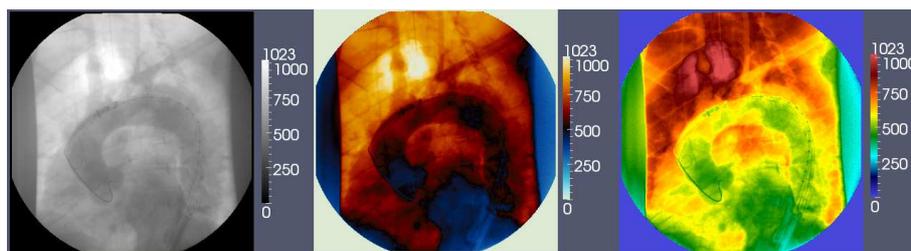


FIGURE 1.11 – Différentes visualisations d'une image d'intensités (angiographie rayons X). De gauche à droite : mapping linéaire des intensités en niveaux de gris et deux exemples de mapping vers une échelle de couleurs.

Il existe aussi des mapping des intensités vers des transitions de couleurs (figure 1.11 au centre et à droite), mais ce type de visualisation est rarement utilisé dans le contexte du traitement endovasculaire, les rendus monochromatiques leur étant préférés.

Dans la plupart des cas, le nombre des niveaux d'intensité présents sur les images est supérieur au rang des couleurs distinguables par la perception humaine. Le *fenêtrage* (figure 1.12) permet de limiter interactivement le rang d'intensités interpolées sur l'image; certaines structures anatomiques caractérisées par les niveaux fenêtrés peuvent alors être mieux visibles qu'avec la configuration par défaut (cf. la visibilité des os, figure 1.12).

Visualisation de la séquence angiographique. L'angiographie rayons X (figure 1.10), acquise en cours d'intervention, est affichée sur les écrans juste après son obtention. Initialement, la séquence est lancée en boucle, afin

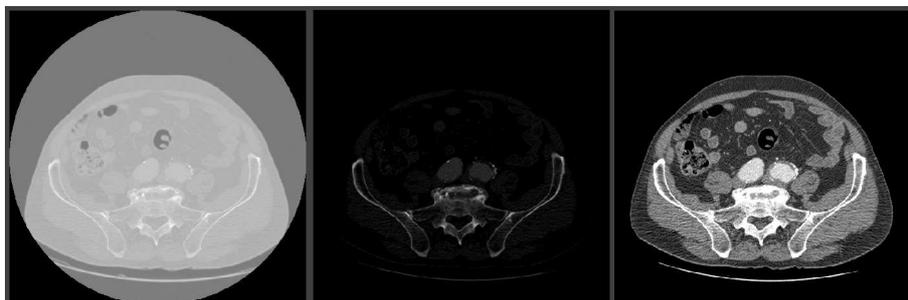


FIGURE 1.12 – Fenêtrage. De gauche à droite : le rang entier d'intensités et deux différents intervalles d'intensités mappées en niveaux de gris.

d'examiner la dynamique des vaisseaux durant l'acquisition. Les images-clés, contenant les informations importantes pour le radiologue, sont sélectionnées et affichées. Une visualisation alternative, *angiographie soustraite* DSA (*Digital Subtraction Angiography*) est obtenue par la soustraction de la première frame à chacune des frames du reste de la séquence (figure 1.13) [89]. Elle a pour objectif de masquer les structures statiques et de rehausser la visibilité du produit de contraste et les objets en mouvement (guides, cathéters, vaisseaux).

Visualisation des données 3D. Il existe plusieurs techniques de visualisation des images volumiques (par exemple, issues du scanner CT ou de l'IRM) :

Plans anatomiques : trois vues – transverse, frontale et sagittale – permettent de parcourir le volume selon les axes principaux ; la position 3D des coupes à l'intérieur de l'image est souvent affichée (figure 1.14).

Rendu volumique – la projection du volume est générée par un algorithme de lancer de rayons (figure 1.15). Des fonctions de transfert de couleurs et d'opacité doivent être spécifiées pour définir la façon d'afficher les intensités des voxels, par exemple : du rouge pour les tissus, du blanc pour les os Le volume est traversé par des rayons perpendiculaires à la vue, ces derniers accumulent les couleurs correspondantes aux intensités des voxels intersectés.

Rendu surfacique – les surfaces, sous forme de maillages, sont construites par détection des voxels de mêmes intensités appelées *isosurfaces*. Il est possible de générer plusieurs isosurfaces correspondant à différents niveaux de gris (figure 1.16).

Fusion de données. La dernière méthode présentée consiste à fusionner plusieurs images en considérant ces dernières comme des calques à superposer. L'objectif de cette approche est de visualiser en même temps et sur

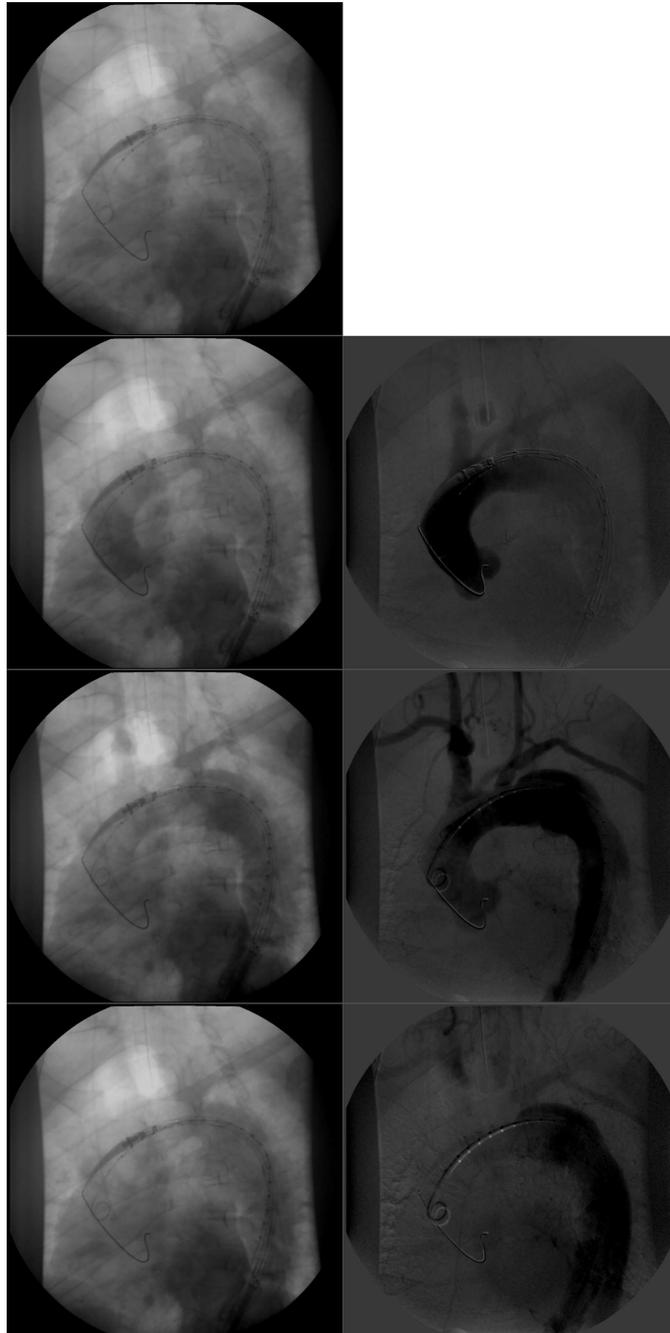


FIGURE 1.13 – Angiographie soustraite. La première frame (en haut à gauche) est soustraite des autres frames de la séquence (images à gauche) ; le résultat de soustraction (images à droite) rend plus visibles le produit de contraste et le déplacement des guides.

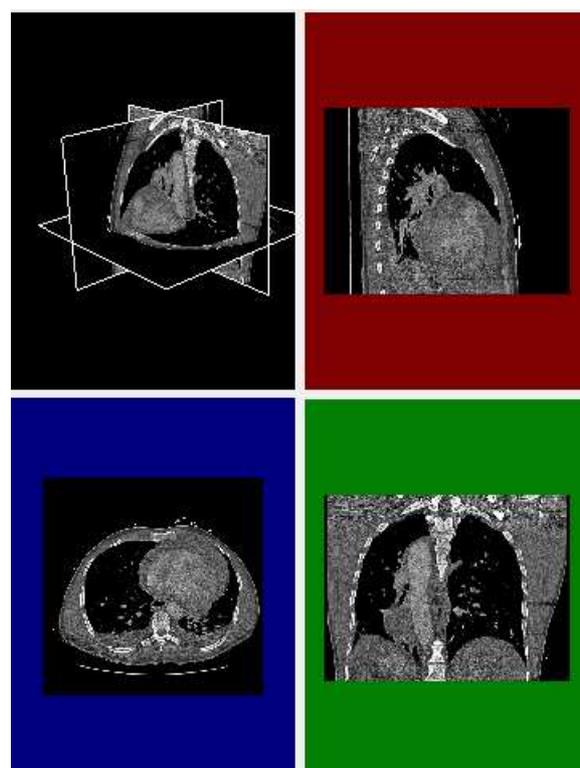


FIGURE 1.14 – Visualisation du volume CT sous forme des vues anatomiques. Dans le sens de la lecture : le positionnement des coupes en 3D, vue sagittale, vue transverse et vue frontale.

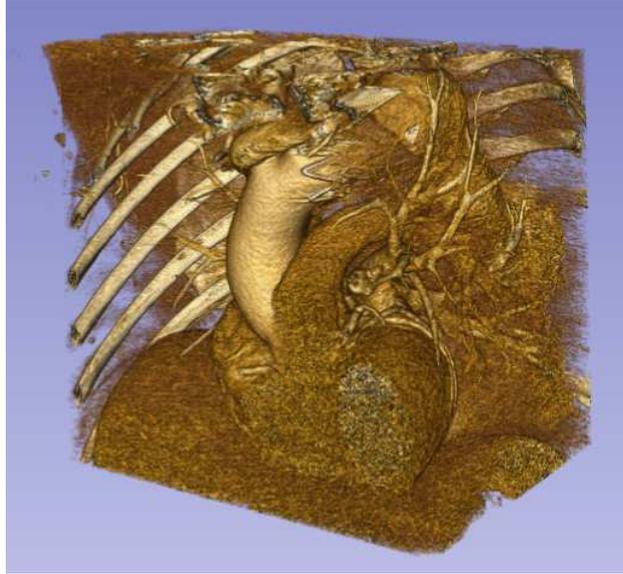


FIGURE 1.15 – Rendu volumique d'une image scanner CT, effectué dans le programme Slicer. Les fonctions de transfert utilisées sont prédéfinies pour visualiser les structures vasculaires. L'aorte est visible au centre de l'image (structure claire).

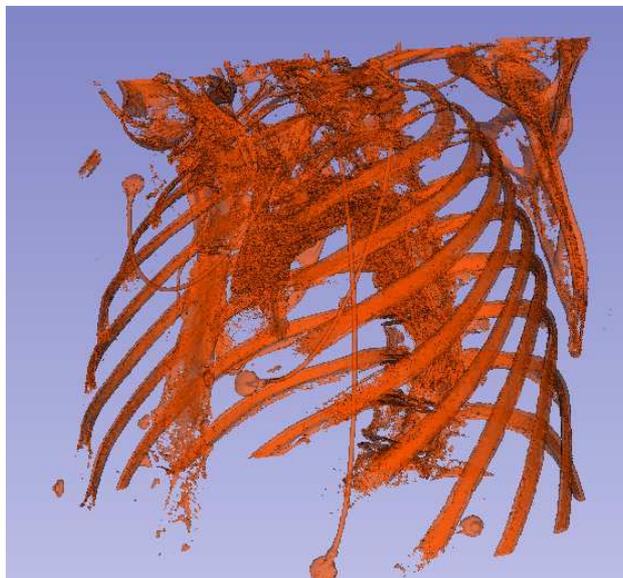


FIGURE 1.16 – Rendu surfacique d'une image scanner CT, effectué dans le programme Slicer. Une isosurface est construite pour le niveau d'intensité 300, correspondant aux structures osseuses.

une même image, différents types d'informations, telles que des images de différentes modalités, des résultats de segmentation, des objets géométriques (annotations, mesures, ...). La transition entre les couches est définie par une gestion de la transparence, de façon à mettre en évidence les informations importantes de plusieurs couches.

La figure 1.17 montre le rendu volumique d'une aorte extraite à partir du scanner CT, superposé sur une frame de l'angiographie rayons X peropératoire. Différentes techniques de visualisation peuvent être appliquées à la fois pour les données 3D et 2D (rendu surfacique, angiographie soustraite ...).

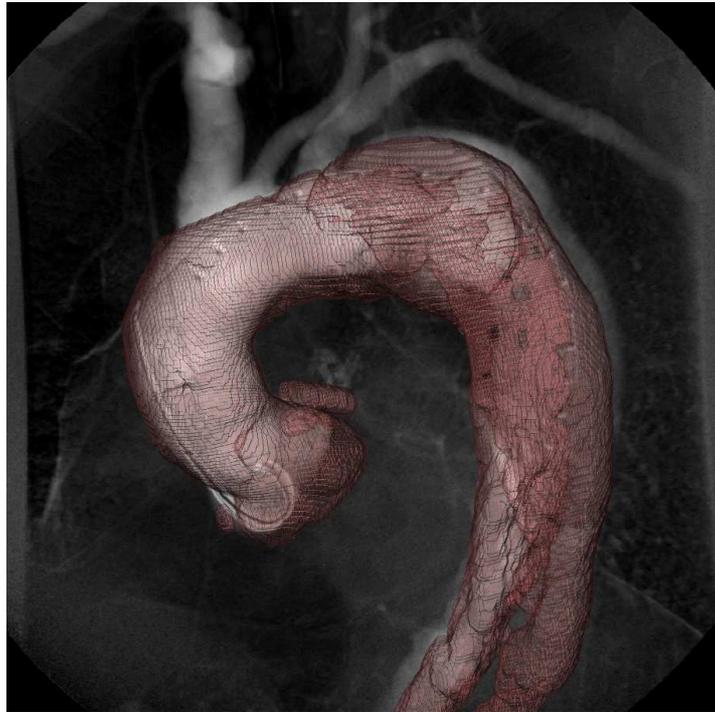


FIGURE 1.17 – Fusion de données. Le rendu de l'aorte 3D segmentée est superposé sur l'image issue de la séquence d'angiographie.

1.3 Objectifs de cette thèse

La motivation initiale de ce travail est d'augmenter la vue peropératoire lors d'un traitement endovasculaire, mise en place pour la prise en charge de dissections aortiques. La visualisation des données préopératoires tridimensionnelles sur la séquence fluoroscopique interventionnelle nécessite la mise en correspondance des images, ou en d'autres termes, un recalage 3D/2D.

Cette thèse a pour objectif de proposer une méthode de recalage à appliquer pour le contexte décrit ci-avant. Ceci n'est pas une tâche triviale suite

aux difficultés suivantes rencontrées :

dimensionnalité – les dimensions d’images recalées 2D et 3D entraînent le problème d’alignement mal défini (le manque de la profondeur) ;

modalités – les différentes modalités du scanner CT et de la fluoroscopie impliquent la difficulté pour définir les correspondances entre les images ;

faible quantité de données interventionnelles – la séquence d’angiographie, quant à elle, apporte peu d’informations anatomiques : l’aorte n’est visible qu’au moment du passage du produit de contraste. De plus, suite à la quantité minimale de ce dernier, aucune frame ne contient l’aorte complètement opacifiée ;

différences en forme – la forme de l’aorte n’est pas toujours la même sur le scanner CT et sur l’angiographie rayons X, suite à l’évolution de la pathologie possible (agrandissement du faux chenal), ou à cause de déformations provoquées par les guides et cathéters, présents uniquement sur la séquence fluoroscopique ;

efficacité numérique – le temps de calcul autorisé pour l’algorithme de recalage doit être raisonnable : les images augmentées (alignées) sont supposées être disponibles immédiatement après l’acquisition de l’angiographie ; l’intervention endovasculaire ne peut pas être retardée suite à l’attente de résultats.

La contribution principale de ce travail réside en la proposition d’une chaîne composée du recalage 3D/2D, dédiée à la mise en correspondance des images des images CT et fluoroscopiques des dissections de l’aorte thoracique. Au sein de ce projet, nous avons abordé plusieurs tâches, notamment :

recalage 3D/2D rapide – construction d’une méthode de recalage 3D/2D basée sur une nouvelle technique dite ITD (*Image Transformation Descriptors*) que nous proposons. Elle permet d’aligner rapidement les images : elle est utilisée comme étape initiale de la mise en correspondance des images, fournit rapidement un résultat proche de l’optimum et pourra être améliorée par la suite avec des algorithmes précis ;

modèle paramétrique – proposition d’un modèle paramétrique de l’aorte appelé enveloppe tubulaire, permettant d’exprimer la forme globale de l’organe à l’aide d’un petit nombre de paramètres ;

recalage précis – choix d’une méthode de recalage précise (hybride), exécutée sur le résultat obtenu par la méthode basée sur les ITD,

évaluation et validation – évaluation des résultats de la méthode et validation sur une base de données de 10 patients.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le contexte médical de nos travaux concernant le recalage d'images. L'aorte, son anatomie et ses pathologies ont été décrites. Le traitement endovasculaire a été introduit, en se focalisant sur l'assistance peropératoire et les techniques associées de visualisation des données médicales. Nous avons expliqué l'importance des images pour les interventions médicales et exposé les modalités d'imagerie utilisées durant les traitements endovasculaires. La fusion des informations issues de différents systèmes d'acquisition a été présentée dans le contexte de notre travail. La mise en correspondance et la visualisation des images, ont été décrites et les objectifs généraux de cette étude ont été précisés.

La suite de ce manuscrit se présente de façon suivante. Le chapitre 2 fournit l'état de l'art des méthodes de recalage d'images. La chaîne complète du recalage d'images pré- et peropératoires de dissections aortiques est proposée au chapitre 3. Les définitions du modèle paramétrique de l'aorte et de la technique de recalage introduite pendant cette thèse, se trouvent dans les chapitres 4 et 5 respectivement. Le chapitre 6 présente l'évaluation et la validation des méthodes de recalage.

Chapitre 2

État de l'art du recalage

Ce chapitre présente un état de l'art des méthodes de recalage d'images. Il est supposé être général et fournir une description des algorithmes applicables dans plusieurs domaines (différents problèmes au sein du traitement d'images). L'objectif de ce chapitre est de justifier le choix des méthodes pour notre contexte (chapitres 5 et 3) en insistant sur l'état de l'art actuel du recalage dans le domaine médical puis, plus particulièrement, sur sa déclinaison au recalage d'images 3D sur des images 2D (cas 3D/2D).

Puisque le domaine du recalage est très vaste, cet état de l'art est limité à la présentation des méthodes du seul point de vue méthodologique : les aspects techniques tels que l'implémentation et l'analyse algorithmique ne sont guère détaillés. Le chapitre est également focalisé sur la problématique du recalage d'images de mêmes ou de différentes dimensions (2D, 3D), mais sans prendre en compte des aspects temporels (recalage de séquences temporelles). Ces derniers peuvent être caractérisés par des contraintes (section 2.4.3) dans les cas non-rigides (section 2.4.5).

Dans la section 2.1, sont introduites les notations et définitions utilisées dans le contexte du recalage. La section 2.2 présente les travaux concernant les classifications et les revues des méthodes. Les quatre sections suivantes (2.3–2.6) décrivent les différentes composantes constituant un algorithme de recalage : définition de données (images), transformation, fonction de critère et optimisation. Des méthodes composées de plusieurs techniques ou utilisant de multiples approches (hybrides) sont ensuite exposées section 2.7. Les sections 2.8 et 2.9 sont consacrées aux techniques du cadre de notre travail, respectivement au recalage 3D/2D et aux travaux récents liés au recalage de structures cardiovasculaires.

2.1 Définition du recalage d'images

Le recalage d'images consiste à établir une correspondance entre des objets ou des structures spécifiques de plusieurs images. Il existe une multitude

de problèmes à recalculer, due à des nombreuses représentations, caractéristiques de données sur les images, à plusieurs conditions, contraintes et critères requis et cela, pour un nombre quasiment infini d'applications.

Le recalage est considéré comme un problème difficile en général. Actuellement, il est impossible de proposer une solution qui pourrait résoudre ce problème de façon générique. De nombreux algorithmes ont été proposés pour tenir compte de la complexité du recalage afin de s'adresser à des classes de problèmes particuliers.

Dans cette section, nous introduisons la terminologie utilisée dans le cadre du recalage. La section suivante définit la mise en correspondance d'images de façon intuitive, tandis que la section 2.1.2 donne une formulation du problème d'optimisation, maximisant l'alignement entre les images. Nous discutons ensuite de l'incorporation de critères supplémentaires (de régularisation) dans le processus du recalage (section 2.1.2.1).

2.1.1 Notions de base et terminologie

Le problème de recalage peut être défini de différentes façons. Intuitivement, l'objectif du recalage est d'aligner deux images afin que les objets ou les structures présentes soient mises en correspondance. Un tel alignement permet alors, pour un objet ou une structure visible sur une image, de déduire son équivalent provenant de l'autre image. En effet, ce sont les informations (ou plus généralement les données) présentes dans les images, qui sont recalées, plutôt que les images elles-mêmes (cf. figure 2.1). Les différents types de données d'images sont présentés section 2.3. La détermination et la représentation visuelle des images impliquent une construction appropriée de la méthode à mettre en œuvre.

Nous introduisons maintenant les notations utilisées dans la suite de ce document. Les images à recalculer sont désignées par A et B :

A est appelée *image source* : celle-ci sera ajustée (transformée) pour s'aligner sur B ;

B est appelée *image cible* : elle est la cible (l'image de référence) qui doit être atteinte par A , suite à l'ajustement ou aux déformations de A .

Les domaines des images sont notés respectivement par Ω_A et Ω_B et sont définis dans l'espace \mathbb{R}^k , où k correspond à la dimension du problème du recalage. Si A et B ont des dimensions différentes (c'est le cas du recalage 3D/2D), on considèrera la dimension la plus grande des deux [78].

La mise en correspondance entre les images (voir figure 2.1) est représentée par une fonction T appelée *transformation* :

$$T: \Omega_A \longrightarrow \Omega_B. \tag{2.1}$$

T est appliquée à l'image source A et le résultat de ce mapping se trouve dans l'espace de l'image cible. La transformation est définie en fonction du

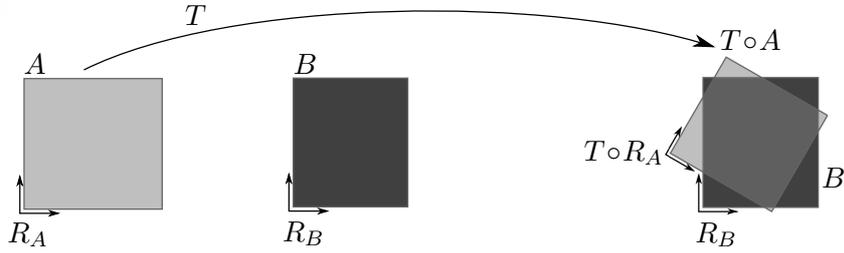


FIGURE 2.1 – Problème du recalage d’images. Un alignement des données présentes sur les deux images est effectué grâce à une transformation T transformant l’image source A vers le système de coordonnées R_B de l’image cible B .

problème de recalage envisagé et peut prendre la forme d’une transformation rigide (linéaire), ou non-rigide (exprimant des déformations). Les différents types de transformations seront présentés dans la section 2.4.

En utilisant une relation de correspondance \sim , définie pour les points des images A et B :

$$a \sim b \iff a \text{ correspond à } b, \quad (2.2)$$

la mise en correspondance d’images A et B consiste à trouver une transformation T telle que

$$T \circ A \sim B \iff \forall b \in B, \exists a \in \Omega_A : Ta \sim b \quad (2.3)$$

Lorsque A et B ont des taille et position différentes, la correspondance peut être exprimée dans la région de superposition des images (chevauchement) Z telle que $Z \subseteq B$ et $T^{-1}Z \subseteq A$:

$$T \circ A \sim B \iff \forall b \in Z \subseteq B, \exists a \in T^{-1}Z \subseteq A : Ta \sim b \quad (2.4)$$

En général, la région d’intérêt Z peut être fixée a priori, indépendamment de la transformation T recherchée (voir figure 2.2). Dans ce cas, le processus de recalage se déroule uniquement pour les fragments d’images délimités par Z , contenant les informations les plus pertinentes.

Bien que la définition de l’équation 2.4 fournisse la caractérisation générale d’un processus de recalage, elle ne montre pas comment calculer la transformation T . Dans la section suivante, nous présentons la construction typique d’un algorithme de recalage itératif.

2.1.2 Le recalage en tant que processus itératif

La plupart des algorithmes de recalage est construite sous forme d’un processus itératif, qui calcule le résultat (transformation \hat{T}) de façon implicite, par une recherche séquentielle d’une *meilleure* solution. Le but de cette

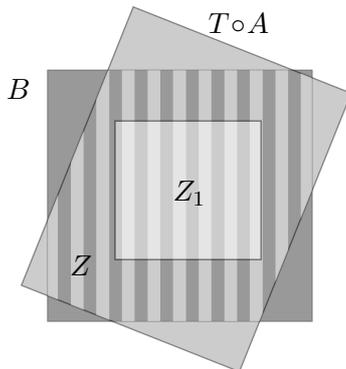


FIGURE 2.2 – Zone de chevauchement. La région de superposition d’images Z est le domaine du calcul d’une fonction de critère μ_C (section 2.5). Alternativement, on peut définir une région d’intérêt fixe $Z_1 \subseteq B$, utilisée pour calculer μ_C indépendamment de la position d’image $T \circ A$.

section est de décrire la construction d’un tel algorithme, et de définir les différentes composantes mises en jeu dans un tel procédé itératif, puis d’exposer les différentes manières d’évaluer ses composantes et la qualité d’une solution T .

Afin de trouver la transformation T qui aligne les images A et B , il est nécessaire de définir un *critère de correspondance* entre les images. Ce critère permet de quantifier l’alignement de $T \circ A$ sur B , soit en fonction de leur *similarité*, soit en fonction de leur *dissimilarité* (différence). La première approche est souvent appelée *critère de similarité* ou *mesure de similarité* ; la seconde est connue sous les termes de *fonction de coût*, *distance entre images*, ou *énergie de « flot »* (coût du passage d’une image à l’autre). Dans la suite de ce chapitre, le terme *fonction de critère* est utilisé que ce soit dans les cas d’une similarité ou d’une dissimilarité.

La fonction de critère $\mu_C : \Omega_B \times \Omega_B \rightarrow \mathbb{R}$ donne une valeur scalaire qui peut être interprétée comme le degré de correspondance entre les images. Le problème de recalage peut ainsi être défini comme un processus d’optimisation de la transformation T , en regard de la fonction de critère μ_C calculée pour le couple constitué de l’image $T \circ A$ et de l’image cible B :

$$\hat{T} = \arg \max_T \mu_C(T \circ A, B), \quad (2.5)$$

si la fonction de critère représente la similarité (sinon, l’optimisation $\arg \min$ s’applique).

Un algorithme de recalage itératif peut alors être caractérisé [19] par la présence des quatre parties principales suivantes (figure 2.3) :

transformation : exprime les relations spatiales et l’ajustement entre les images (voir section 2.4),

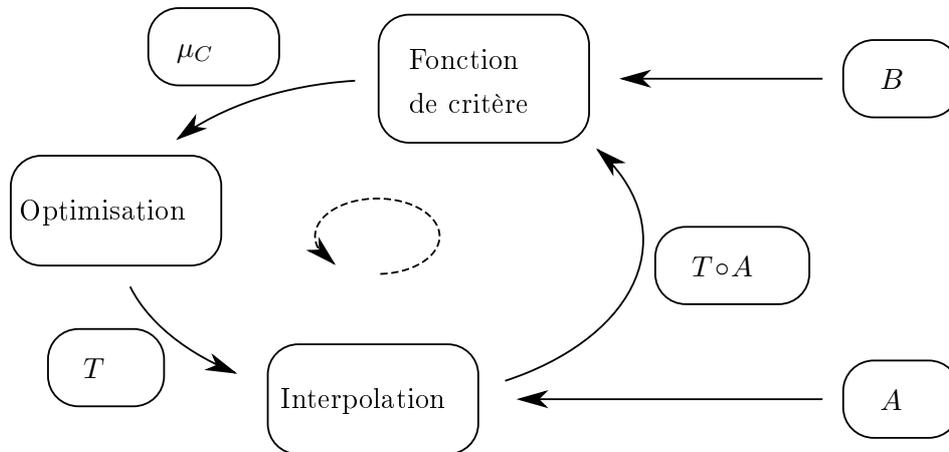


FIGURE 2.3 – Un algorithme de recalage itératif. L'image source A est interpolée avec la transformation T (initialisée par T_0 au début du processus). La fonction de critère μ_C est calculée pour le couple $(T \circ A, B)$. Le processus d'optimisation utilise μ_C afin de choisir les meilleurs paramètres pour T . Le cycle est répété jusqu'à convergence.

interpolation : permet de calculer les intensités pour les points situés à l'intérieur de l'image transformée $T \circ A$ (voir section 2.4.1),

fonction de critère : évalue l'alignement des images (voir section 2.5), donc la qualité de la mise en correspondance,

processus d'optimisation : recherche les paramètres optimaux de la transformation T (voir section 2.4).

En fonction du problème de recalage envisagé, il faut proposer une méthode qui sera construite à l'aide des composantes décrites ci-avant et adaptée au cas par cas. Il faut noter que dans la plupart des situations, la transformation initiale T_0 doit être fournie et qu'un choix correct des paramètres initiaux (voir section 2.5) est souvent nécessaire pour la réussite du recalage.

2.1.2.1 Présence des critères de régularisation

L'équation 2.5 définit un problème de recalage sans contraintes imposées sur T . Dans le cas où la forme de la transformation est complexe, (ce sera notamment le cas pour des problèmes dits non-rigides, introduits section 2.4.5), la formulation du recalage comporte aussi un *facteur de régularité*. Ce facteur, également appelé *critère de régularisation*¹, contraint la transformation pour qu'elle soit cohérente avec les hypothèses imposées

1. Dans ce document, nous utilisons indistinctement les termes de *régularité* et de *régularisation*.

(par exemple d'élasticité) ou qu'elle ait des bonnes propriétés, telles que la linéarité, l'inversibilité, ...

La définition du recalage, en considérant le terme de régularisation μ_R , prend alors la forme

$$\hat{T} = \arg \max_T (\mu_C(T \circ A, B) \cdot \mu_R(T)). \quad (2.6)$$

Par analogie avec le terme de correspondance μ_C (représentant le degré de similarité entre images), μ_R caractérise la qualité de T dans le sens de la régularité souhaitée. Nous définirons plusieurs critères μ_R , en fonction de différents problèmes exposés à la section 2.4.5.

Le problème de recalage peut également être formulé en langage de probabilités, ce qui est le cas pour les fonctions de critères issues de la théorie de l'information (section 2.5.2.2). Les images A , B et la transformation T sont alors considérées comme des variables aléatoires [136]. La transformation T est calculée par maximisation de la probabilité de sa distribution, conditionnée par les réalisations de A et B :

$$\hat{T} = \arg \max \Pr(T | A, B). \quad (2.7)$$

L'application de l'inférence bayésienne (inversion de probabilité conditionnelle, $\Pr(X|Y) = \Pr(Y|X) \cdot \Pr(X)/\Pr(Y)$) à l'équation 2.7 donne la formulation suivante [69] :

$$\hat{T} = \arg \max (\Pr(B | A, T) \cdot \Pr(T)), \quad (2.8)$$

où le terme $\Pr(B | A, T)$ exprime la quantité d'informations associées à B , qui sont entraînées par A et T ; $\Pr(T)$ correspond à la forme souhaitée (distribution) de la transformation. Ce problème de maximisation est alors analogue à celui défini à l'équation 2.6. La résolution de l'équation 2.8 peut être effectuée par la technique d'estimation maximum a posteriori [62].

Une formulation variationnelle du recalage peut être dérivée [69] de l'approche probabiliste (équation 2.8). Une fonction d'énergie E représente le coût (l'effort) nécessaire pour transformer (aligner) l'image A afin d'obtenir B :

$$E(T) = C(T \circ A, B) + R(T) \quad (2.9)$$

Le terme C correspond à un critère de correspondance (une mesure de dissimilarité), qui caractérise le coût du désalignement des images. Le critère de régularisation R exprime la distribution a priori de la transformation T , ou ses caractéristiques de régularité. Le problème de recalage est alors considéré comme une minimisation de l'énergie associée à la transformation T :

$$\hat{T} = \arg \min_T (C(T \circ A, B) + R(T)). \quad (2.10)$$

La formulation variationnelle du recalage est utilisée dans le cadre des méthodes non-rigides (voir section 2.4.5).

2.2 Classifications de méthodes de recalage

Depuis le début des années 1990, de nombreuses publications concernant les algorithmes de recalage ont été proposées. Les premiers travaux importants regroupant les techniques de mise en correspondance d'images sont ceux de Brown [19], de van den Elsen *et al.* [179], et de Maintz et Viergever [107].

Suite à cette problématique de plus en plus vaste, les auteurs présentent des techniques ciblées pour différents domaines spécifiques. Zitova et Flusser [195] ont proposé une étude focalisée sur les méthodes de vision par ordinateur (cartographie, photographie). Des algorithmes de recalage pour une reconstruction 3D ont été présentés par Salvi *et al.* [156].

En ce qui concerne le domaine de l'imagerie médicale, Hill *et al.* [75] ont écrit une étude de méthodes de recalage, tenant compte en priorité des modalités radiologiques. Markelj *et al.* [108] ont fourni une revue exhaustive des méthodes 3D/2D, appliquées à la médecine. Toujours pour le médical, le rapport de Sotiras *et al.* [163] présente un large nombre de techniques du recalage déformable. Quant à eux, Fluck *et al.* [48] se sont intéressés aux algorithmes implémentés sur cartes à processeurs graphiques (GPU, *graphics processing unit*).

Il faut aussi mentionner les livres concernant le recalage d'images, en particulier *Numerical Methods for Image Registration* de Modersitzki [117] et *Image Alignment Stitching: A Tutorial* de Szeliski [171]. Le manuel de la bibliothèque de programmation ITK, *The ITK Software Guide*, fournit les informations détaillées à propos des algorithmes de recalage implémentés dans cette librairie, comme leurs paramètres et caractéristiques [78].

Suite à la grande diversité des méthodes de recalage et de leurs domaines d'application, plusieurs types de classification ont été proposés. Dans les quatre sous-sections suivantes (de 2.3 à 2.6), les algorithmes de recalage seront présentés par rapport à leurs composantes algorithmiques : type de données, transformation, fonction de critère et optimisation (cf. figure 2.3). Ce classement est similaire à celui proposé par Sotiras *et al.* [163].

La classification de méthodes de recalage pour l'imagerie médicale proposée par Maintz et Viergever [107] est considérée comme référence (pour les références [108, 163]). Elle arrange les algorithmes selon leurs applications, caractéristiques et propriétés (telles que dimensions, interaction, structure d'intérêt). Nous détaillons les points clés de cette classification dans les paragraphes suivants :

Dimensions des images. Il s'agit de distinguer les méthodes selon la dimension des images à mettre en correspondance (dimensionnalité²). À côté

2. Dans la suite de ce document, le terme « dimensionnalité » (de *dimensionality*) correspondra au domaine de la définition d'image (e.g. 2D, 3D) et sera à distinguer de

des cas équidimensionnels (2D/2D, 3D/3D), on peut distinguer les techniques 3D/2D, qui alignent des données volumiques avec des projections 2D. Les images temporelles, quant à elles, peuvent aussi être recalées avec les images statiques (2D/2D+t, 3D/3D+t, 3D/2D+t). Nous rappelons que notre étude s'intéresse au cas 3D/2D.

Nature (type) de données. Maintz distingue deux types de données extraites à partir d'images médicales : *extrinsèques* et *intrinsèques*. Les structures extrinsèques (marqueurs, frames) sont introduites ou attachées au patient spécialement pour s'en servir comme données de référence du recalage. Elles doivent être présentes sur toutes les images à recaler et n'ajoutent pas d'informations anatomiques du patient.

Les objets intrinsèques, quant à eux, sont des données extraites à partir du corps du patient. On peut y distinguer les structures anatomiques (organes souples, os, vaisseaux, tissus) ou les structures géométriques (lignes de crête, gradients). Actuellement, la plupart des problèmes de recalage exploite uniquement des données intrinsèques.

Les techniques de recalage peuvent aussi être arrangées selon la représentation des données : soit par les structures géométriques (points, courbes, surfaces) ou par les modèles géométriques implicites (snakes, level sets) issus d'une segmentation, soit par les intensités des pixels. La section 2.3 présente plus précisément les types de données utilisées dans le cadre du recalage.

Type de la transformation. Les méthodes de recalage sont classifiées selon la transformation choisie pour exprimer la mise en correspondance entre les images. Deux approches principales peuvent être déterminées : les méthodes rigides et non-rigides ; elles seront présentées à la section 2.4. Notre méthode est basée sur une approche rigide.

Interaction de l'utilisateur. Une classification selon l'interaction humaine suppose de distinguer les techniques interactives, des techniques semi-automatiques et des techniques automatiques. Le recalage interactif (*interactive registration* [139]) conduit au développement d'une interface graphique qui permet d'aligner les images et qui fournit les outils pour ajuster la transformation. Les méthodes semi-automatiques exigent une initialisation durant l'étape préliminaire : soit par détermination d'une transformation initiale, soit par définition des données (segmentation d'images, appariement des points de référence correspondants). D'autres techniques semi-automatiques interactives permettent de guider l'avancement de l'algorithme et de corriger le résultat manuellement. Les méthodes de recalage automatiques sont supposées fonctionner en toute autonomie, sans aucune intervention obligatoire.

celui de « dimension », couramment utilisé pour caractériser la taille d'une image (e.g. une image de dimension 640×480 pixels).

Le recalage par ITD, introduit au chapitre 5 est un exemple de méthode automatique. Nous avons également implémenté une interface de recalage 3D/2D purement interactif (cf. section 6.3.1.1) et une interface de mise en correspondance des points anatomiques sur les images 3D et 2D (section 6.3.1.2). Ces programmes nous ont permis de récupérer l’alignement manuel, utilisé pour valider les résultats de notre chaîne (voir chapitre 6).

Processus d’optimisation. Plusieurs techniques d’optimisation peuvent être mises en œuvre dans la chaîne de traitement de recalage (figure 2.3). Les quatre classes de ces méthodes – continues, discrètes, heuristiques et directes – sont présentées section 2.6.

Modalités d’images. Les techniques de recalage peuvent être classifiées par rapport aux modalités d’images. Le cas le plus simple, *monomodal*, consiste à mettre en correspondance des images d’une même modalité. Le recalage *multimodal* permet d’aligner les images issues de différents systèmes d’acquisition, par exemple PET/CT, MRI/CT, CT/rayons X dans le domaine médical. Les deux principales applications multimodales sont la fusion des données fonctionnelles avec des données anatomiques (comme PET/CT) et l’alignement d’images pré- et peropératoires (par exemple CT/rayons X, comme c’est le cas dans notre étude, voir section 1.2.2). Les autres cas, correspondant aussi à un problème multimodal, concernent le recalage modèle/image (ajustement d’un modèle paramétrique d’organes aux données réelles) et image/patient (projection d’une modalité sur un patient *in vivo*).

Individu et temps d’acquisition. Le référentiel humain peut aussi être un critère de classification de recalage. Il existe trois cas possibles : une mise en correspondance des images d’un même patient, un alignement des images de différents patients et le recalage avec un atlas anatomique standardisé. On peut également distinguer, en fonction de la période de temps entre les acquisitions d’images, les problèmes de recalage *intra-exposition* (les images issues d’un même intervalle temporel) et *inter-exposition* (délai important entre les acquisitions). Notre étude met en œuvre une mise en correspondance des images d’un même patient, dans le cadre d’intra-exposition.

Structures d’intérêt. Une autre proposition consiste à classifier des méthodes de recalage par rapport à l’objet à aligner. Les algorithmes doivent recalculer une structure (organe) prenant en compte ses caractéristiques, telles que forme, taille, homogénéité, intensité, déformations. Chaque problème de la mise en correspondance d’images peut conduire à une technique particulière, adaptée à l’organe d’intérêt, par exemple recalage du cœur, du foie, de l’aorte.

Résumé de la section

Les différentes approches de classification des méthodes de recalage, synthétisées dans cette section, montrent la complexité des problèmes d’alignement des images et la multitude d’applications concernant cette tâche.

Dans la suite de ce chapitre, nous détaillons les différents composants d’une méthode de recalage, tout en suivant la façon de présenter des algorithmes de recalage, proposée par Brown [19] et qui a récemment été reprise par Sotiras *et al.* [163]. Les méthodes de recalage sont décomposées et détaillées selon leurs composantes algorithmiques de la manière suivante : les types d’images et d’informations à aligner sont l’objet de la section suivante (2.3), les différentes transformations sont présentées section 2.4 ; la section 2.5 décrit les fonctions de critère, utilisées pour évaluer la mise en correspondance ; enfin, les différentes techniques d’optimisation sont caractérisées section 2.6.

2.3 Types d’images

Typiquement, le terme « image » dans le domaine informatique fait référence à un tableau de pixels colorés. Plus généralement, une image peut être définie comme le support d’informations visuelles et de données spatiales. Ainsi, l’utilisation du terme *image* peut être étendue non seulement pour les tableaux de pixels (bitmap, pixmap), mais aussi pour des structures définies sur et à partir de l’image tels que modèles paramétriques, nuages de points, maillages ou courbes (figure 2.5). C’est la différence de représentation de données qui les distinguera.

Pour la suite de ce document, le terme *image* fera référence à cette notion étendue. Cela permettra d’utiliser uniformément le terme *recalage d’images* pour plusieurs configurations des données, comme recalage image/image, modèle/image, image/surface, etc.

Nous pouvons distinguer plusieurs types d’images :

Image dans le sens ordinaire. Une image 2D est habituellement définie à partir d’une grille rectangulaire de taille $K \times L$, composée de pixels carrés. Chaque pixel porte une information telle qu’une valeur scalaire (intensité), une couleur (e.g. dans l’espace de couleurs RVB), ou autre (vecteurs, tenseurs, données multidimensionnelles). Un résultat de segmentation peut également être considéré comme une image binaire ou étiquetée (quand plusieurs étiquettes définissent différents objets segmentés). Une extension naturelle vers la 3D donne la notion d’image 3D appelé *volume*, composée de voxels cubiques.

Grille régulière. Au sein d’applications médicales, une image possède des informations supplémentaires, associées à un contexte médical : don-

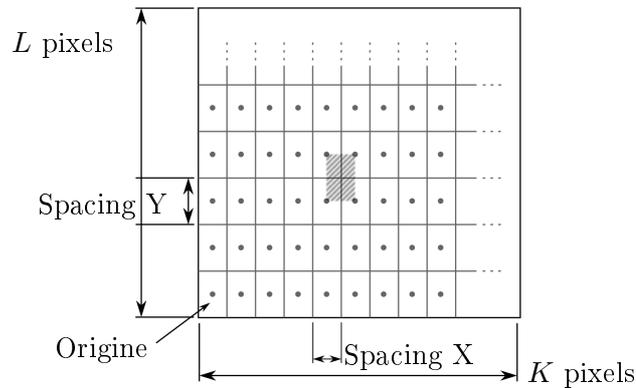


FIGURE 2.4 – Propriétés d’une image médicale de taille $K \times L$ pixels. L’origine stocke la position relative du premier pixel par rapport au repère global. L’espacement (*spacing*) est la distance horizontale (x) et verticale (y) entre les pixels. Les valeurs de pixels sont assignées aux centres des pixels (points noirs). Pour les autres positions (voir région rectangulaire marquée), les valeurs sont interpolées à partir des pixels voisins.

nées du patient (âge, clinicien, hôpital etc.) et paramètres de l’acquisition (type d’imagerie, doses de radiation ou produit de contraste injecté, caractéristiques géométriques de l’image, ...). En particulier, des informations définissant les propriétés spatiales sont disponibles : *origine*, *orientation* et *spacing* (*espacement*). L’origine et l’orientation de l’image correspondent à la position du patient par rapport à un système d’acquisition ou à un autre référentiel ; l’espacement définit la taille des pixels ou voxels selon chaque orientation (voir figure 2.4). Une telle image, constituée de pixels ou voxels rectangulaires, est aussi connue sous nom de *grille régulière*.

Les valeurs attribuées aux pixels sont typiquement des scalaires ; elles représentent la réponse du capteur d’acquisition (par exemple une intensité de rayons X) à la position physique du pixel. Les images peuvent aussi comporter des données vectorielles (gradients), tensorielles (IRM de diffusion) ou bien temporelles, où chaque pixel stocke des valeurs acquises à différents instants (séquence d’angiographie).

Grille irrégulière. Une grille irrégulière est un autre type d’image, caractérisé par des pixels (points) librement distribués dans l’espace. Les formes de pixels peuvent être autres que rectangulaires (ce qui était le cas des grilles régulières). Chaque point stocke alors, en plus de la valeur associée (intensité), la position spatiale et la structure de données (connexions avec les pixels voisins). Les grilles irrégulières sont utilisées pour modéliser des problèmes d’éléments finis (par exemple, pour la gestion de déformations d’image).

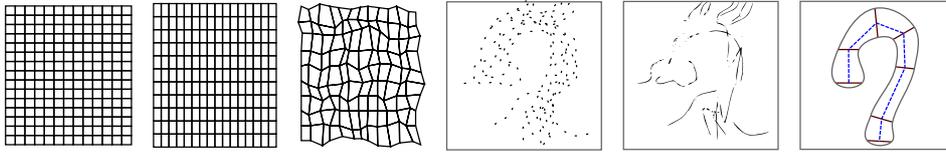


FIGURE 2.5 – Différentes représentations de données d’images. De gauche à droite : un « pixmap » (tableau des pixels), une grille régulière (espacements horizontal et vertical constants), une grille irrégulière (position des pixels variable), un nuage de points (données géométriques sans structuration), primitives géométriques (courbes, surfaces, maillages etc.), un modèle paramétrique.

Données géométriques. Une représentation de données qui comporte des informations purement géométriques peut aussi être considérée comme une « image ». Cette approche diffère des images précédemment définies par l’absence de pixels (associées à des valeurs comme des intensités, couleurs ou données vectorielles), en faveur de points définis par leur position spatiale uniquement. Parmi les variantes des « images géométriques », on peut distinguer :

Nuage de points : des points sont distribués dans l’espace sans aucune information structurelle (voisinage, connexions, hiérarchie, ...),

Maillage : sous forme de surfaces triangulées, quadrangulaires ou polygonales, définies à partir des primitives géométriques (telles que points, segments, polygones),

Courbes ou surfaces paramétriques : objets géométriques dont la représentation est paramétrique (exprimée en fonction de paramètres numériques et points de contrôle)

Modèles géométriques, paramétriques, ou déformables : objets de niveau d’abstraction supérieure, utilisés pour représenter des structures d’intérêt comme des organes ; ils sont définis à l’aide de primitives géométriques générales (surfaces, solides, points, ...); un certain nombre de paramètres contrôle la forme, les déformations et les autres caractéristiques et propriétés du modèle.

Le type de données présentes sur les images permet de déterminer certains éléments de la chaîne de recalage à mettre en œuvre. La disponibilité des données géométriques (issue d’une segmentation automatique ou manuelle par exemple) permet d’utiliser des techniques géométriques, présentées section 2.5.1. En l’absence d’informations géométriques (segmentation impossible ou de faible fidélité), le recalage iconique est la seule possibilité raisonnable (section 2.5.2).

Le choix de la transformation, qui exprime les relations spatiales entre les images, dépend de la quantité de données présentes sur ces images. Un grand

nombre d'informations (par exemple, haute résolution ou grand nombre de niveaux de gris des pixels) permet d'envisager des transformations complexes non-rigides (section 2.4.5), tandis que des données de pauvre qualité impliquent la seule utilisation de relations spatiales linéaires (transformations rigides, section 2.4.4).

Le processus d'optimisation des paramètres de la transformation doit prendre en compte la fonction de critère sélectionnée et les caractéristiques de la correspondance spatiale (exprimée avec la transformation). Ainsi, le type des données d'images à recalculer déterminent (de façon implicite) le choix d'un algorithme d'optimisation (section 2.6).

Les trois composantes mentionnées ci-avant – transformation, fonction de critère et optimisation –, sont décrites de manière précise dans les trois sections suivantes.

2.4 Transformations

Dans cette section, nous présentons différents types de transformations, qui définissent la mise en correspondance entre les images. Après une introduction générale, la section 2.4.1 décrit les techniques d'interpolation, utilisées pour transformer une image vers le domaine d'une autre. Puis, nous exposons les paramètres des transformations (section 2.4.2) et les contraintes de paramètres (section 2.4.3). Ensuite, deux groupes principaux de transformations sont présentés : les transformations linéaires (souvent appelées rigides) à la section 2.4.4 et les transformations non-rigides à la section 2.4.5.

Pendant la mise en œuvre d'un problème de recalage, le choix du type de la transformation est l'une des décisions les plus importantes. Elle exprime les relations spatiales entre les images A (source) et B (référence), cela correspond en fait à la précision et à la nature d'alignement entre les images A et B (cf. équation 2.5). Le type de la transformation T (rigide, non-rigide) dépend du problème de la mise en correspondance envisagée, de la quantité de données disponibles et implique le choix de la stratégie d'optimisation des paramètres de T . Le choix de la transformation entraîne un compromis entre les ressources disponibles (qualité d'images, quantité de données, temps de calcul) et la précision souhaitée de la correspondance entre images.

La transformation T est appliquée à l'image source A et permet ainsi de la plonger dans l'espace de l'image cible Ω_B (figure 2.3). Plus précisément, $A \in \Omega_A$ est transformée en $T \circ A \in \Omega_B$ (voir équation 2.1). L'effet du changement des repères de A , vu à la figure 2.1, peut exiger une interpolation des valeurs de $T \circ A$, afin de déterminer les pixels correspondants à ceux de l'image référence B . C'est le cas des méthodes de recalage basées sur des critères iconiques (section 2.5.2), i.e. sur la comparaison des pixels coïncidant de $T \circ A$ et de B . Différentes techniques d'interpolation sont exposées à la section

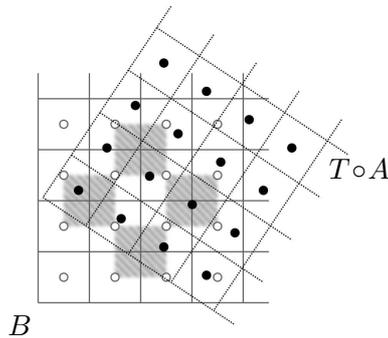


FIGURE 2.6 – Interpolation des intensités d’une image transformée. L’intensité issue de $T \circ A$, qui correspond à un pixel de l’image B , est interpolée en utilisant les pixels de $T \circ A$, situés dans le voisinage du centre de pixel sur B .

suivante.

2.4.1 Interpolation d’images

L’application d’une transformation T sur l’image source A entraîne le changement de la localisation des pixels de A . Il est souvent nécessaire de déterminer les intensités (les valeurs) de l’image transformée $T \circ A$ sur les points repérés par les centres des pixels de l’image B (voir figure 2.6) : en effet, certaines fonctions de critère (section 2.5) effectueront des calculs en parcourant les pixels correspondants.

La solution consiste alors à interpoler les valeurs de $T \circ A$ sur la grille de référence des pixels, définie par l’image cible B , comme présentée à la figure 2.6. Nous pouvons distinguer trois approches générales d’interpolation : la méthode du voisin le plus proche, l’interpolation linéaire et l’interpolation non-linéaire.

Le voisin le plus proche (*nearest neighbour*). C’est la technique la plus simple et la plus rapide : l’intensité attribuée à un point arbitraire correspond directement à la valeur du pixel de $T \circ A$ le plus proche. Le résultat de cette interpolation est une image légèrement crénelée (pixelisée).

Interpolation linéaire. Elle résulte en une combinaison (bi-)linéaire des valeurs des pixels du voisinage du point considéré. Le faible coût de calculs et l’effet graphique acceptable font de cette méthode la plus répandue [78].

Techniques d’interpolation non-linéaire. Elles utilisent des approches anisotropes – cubiques (B-splines, B-surfaces) ou des noyaux (par exemple fenêtrage sinc Whittaker-Shannon [78]). Dans la plupart des problèmes de

recalage, l'augmentation de la précision due à l'interpolation non linéaire n'est pas flagrante ; ces techniques sont alors rarement prises en compte.

Le choix de la technique d'interpolation optimale ne dépend uniquement que du temps de calcul, mais également de la fonction de critère envisagée. Certaines mesures de similarité, basées sur des statistiques des valeurs de pixels (histogrammes, entropie, cf. section 2.5.2.2), sont sensibles aux changements des valeurs d'intensités. C'est notamment le cas pour les interpolations autres que celle du voisin le plus proche : la combinaison des intensités de pixels peut créer des artéfacts et des valeurs intermédiaires (surtout au bord des régions contrastées) perturbant alors les calculs du critère de similarité [158].

2.4.2 Paramètres

Dans cette section, nous allons nous focaliser sur les paramètres de la transformation T . T exprime le passage d'un repère depuis l'image source A vers l'image cible B ; nous allons voir dans les sections à venir, que les transformations peuvent être exprimées sous la forme d'une matrice (transformations linéaires, section 2.4.4), ou d'un champ de déplacement (transformations non-rigides, section 2.4.5). Pour l'instant, on considère T comme une fonction de plusieurs paramètres, qui définissent la forme exacte de la transformation. Le processus de recalage consiste à manipuler les valeurs des paramètres de T afin de trouver la configuration optimale : i.e. celle, qui entraîne le meilleur alignement des images.

Nous pouvons distinguer deux types de paramètres de la transformation T :

paramètres extrinsèques, qui sont l'objet de l'estimation : le processus d'optimisation cherche la solution dans l'espace de ces paramètres,

paramètres intrinsèques, dont les valeurs sont connues a priori, ou sont fixées pour un problème particulier ; ils peuvent être déterminés suite aux contraintes du modèle ou hypothèses retenues (voir section 2.4.3).

La transformation T peut alors être construite à l'aide de k paramètres extrinsèques p_i ($i = 1, \dots, k$) et de l paramètres intrinsèques q_j ($j = 1, \dots, l$) :

$$T = T(p_1, \dots, p_k; q_1, \dots, q_l), \quad k \geq 1, l \geq 0. \quad (2.11)$$

Dans la suite de ce document, nous omettons les paramètres q_j dans l'expression de T , puisqu'ils sont fixés pour un problème de recalage donné :

$$T = T(p_1, \dots, p_k) \quad (2.12)$$

Autrement dit, sauf si mentionné, le terme « paramètre » signifiera alors une variable extrinsèque.

Ainsi, le problème du recalage, exprimé à l'aide des termes de correspondance et de régularité par l'équation 2.6, peut alors se reformuler en utilisant les paramètres de la transformation, de la façon suivante :

$$\hat{T} = T(\hat{p}_1 \dots \hat{p}_k) = \arg \max_{(p_1 \dots p_k) \in \mathbb{R}^k} \left(C(T(p_1 \dots p_k) \circ A, B) + R(T(p_1 \dots p_k)) \right). \quad (2.13)$$

2.4.3 Contraintes sur les paramètres

Dans la plupart des problèmes de recalage, surtout dans le cas du recalage non-rigide (section 2.4.5), les valeurs des paramètres peuvent être limitées ou contraintes. Définir de telles contraintes élimine l'obtention des solutions incorrectes par rapport au modèle (d'élasticité, de déformation) considéré. De plus, les contraintes appliquées aux paramètres limitent le domaine de recherche de la solution, donc réduisent la complexité numérique et par conséquent accroissent la performance de la méthode.

Nous pouvons distinguer deux groupes de contraintes de paramètres :

explicites – permettent de limiter les valeurs autorisées d'un paramètre à un intervalle défini,

implicites – permettent d'éliminer des configurations de paramètres inappropriées au sens d'un critère de régularité.

Les contraintes explicites consistent à définir un ensemble de valeurs possibles pour les paramètres. Cette approche réduit l'espace de recherche de la solution (dans le domaine des paramètres de la transformation). Les contraintes explicites appliquées aux paramètres permettent d'exclure des résultats qui sont a priori considérés comme impossibles ou redondants. Comme exemples, on peut contraindre un paramètre de rotation à l'intervalle $[0; 2\pi)$, des paramètres d'un vecteur de direction unitaire 2D (d_x, d_y) , pour lequel chaque composante doit être comprise dans $[-1; 1]$ et en plus devant vérifier $d_x^2 + d_y^2 = 1$; un autre cas consiste à réduire l'intervalle des paramètres de la translation, pour que les images ne soient pas trop décalées l'une par rapport à l'autre. Une contrainte, réduisant un paramètre à une seule valeur possible, rend ce paramètre constant et permet de le considérer alors comme paramètre intrinsèque (section 2.4.2).

Les contraintes implicites, quant à elles, concernent le contrôle de paramètres par l'utilisation d'un critère de régularité μ_R (voir l'équation 2.6). Ce terme pénalise les configurations de paramètres, qui conduisent à un résultat mal défini ou de mauvaise qualité (par rapport au modèle de régularité retenu). La non-sélection de telles configurations incorrectes évite de s'éloigner d'une zone de solutions autorisées (régulières). Notons que la plupart des méthodes de recalage non-rigide (section 2.4.5) recherche la transformation optimale à l'aide d'un processus d'optimisation, qui contraint les paramètres selon un critère de régularité μ_R . Plus précisément, ce critère μ_R participe

au problème de maximisation vu à l'équation 2.6 de telle façon, que les configurations régulières des paramètres soient favorisées (forte valeur de μ_R).

Les contraintes implicites peuvent ensuite être classifiées en fonction du type des critères de régularité considérés :

Contraintes du modèle de déformation. La transformation est caractérisée par un modèle déformable, qui suit certaines hypothèses d'élasticité, voir section 2.4.5.

Contraintes statistiques. Celles-ci sont obtenues suite à un processus d'apprentissage, en présence d'un grand nombre d'images recalées (c'est le cas des atlas); les configurations admissibles des paramètres de la transformation sont déduites par une analyse statistique des données empiriques, remarquons : une analyse en composantes principales [34, 172, 56], un modèle statistique (*Statistical Deformation Model*) [132] ou des contraintes contrôlées par leurs distributions de probabilité [58].

Contraintes issues d'un modèle biomécanique. Un modèle géométrique ou physique, exprimant les déformations du point de vue de la physiologie, peut être utilisé afin de définir des contraintes d'élasticité. Dans ce contexte, plusieurs travaux se sont focalisés sur un modèle géométrique déformable du cœur [129, 159, 180, 119, 138, 170]. Les contraintes biomécaniques ont aussi été incorporées dans les approches utilisant la méthode des éléments finis [186, 2]. On peut aussi remarquer des problèmes de recalage qui envisagent la préservation du volume d'un organe [146, 67] ou ceux qui tiennent compte de la rigidité des certaines structures anatomiques [16, 39, 118, 96].

Contraintes des propriétés de la transformation. Les propriétés analytiques de la transformation elle-même peuvent aussi être considérées comme un critère de régularisation. En particulier, un problème de la mise en correspondance peut exiger un résultat lisse [27] (la transformation étant différentiable), inversible [31] (préservation de la topologie, difféomorphisme), ou symétrique [9] (l'alignement des images A et B doit retourner une transformation inverse de celle calculée pour B et A).

Dans la suite de cette section, nous présenterons les transformations utilisées dans le contexte du recalage, en les regroupant en deux classes : linéaires et non-rigides. La section 2.4.4 présente les transformations linéaires, appelées aussi rigides³, qui sont utilisées pour des problèmes d'alignement grossier et comme étape préliminaire ou phase d'initialisation pour des méthodes non-rigides. Ces dernières expriment une mise en correspondance autorisant

3. Certains auteurs qualifient les transformations linéaires comme rigides, afin de les distinguer des transformations non-rigides.

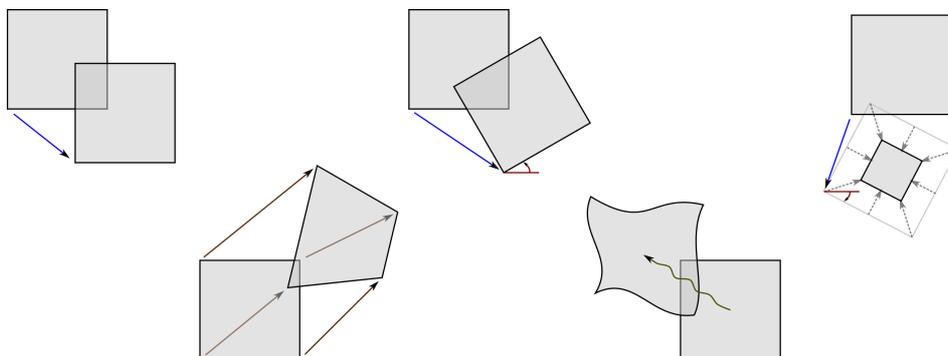


FIGURE 2.7 – Plusieurs types de transformations. Dans le sens de la lecture : une translation, une transformation rigide (translation et rotation), une similitude (translation, rotation et mise à l'échelle homogène), une transformation affine (linéaire), une transformation non-rigide (non-linéaire).

des déformations entre les images. Les transformations non-rigides, utilisées dans ce contexte, sont présentées section 2.4.5. La figure 2.7 synthétise les différents types de transformations mentionnées ci-après.

2.4.4 Transformations linéaires

Le type de transformation choisie pour représenter la mise en correspondance d'images, dépend du problème de recalage considéré. Pour certaines cas, l'alignement des données doit être le plus précis possible, tout en exprimant certaines déformations sur les images. D'autres cas n'exigent qu'une relation rigide, puisque les objets présents sur les images doivent garder la même forme. Il existe également des applications pour lesquelles la priorité est une précision maximale et d'autres, qui privilégient l'obtention d'un résultat moins précis mais dans un court laps de temps ; c'est le cas dans un cadre de recalage d'images interventionnelles. Enfin, une grande quantité d'informations issues des images permet – dans certains cas –, d'effectuer un recalage précis, tandis que – dans d'autres cas –, peu de données ou leur pauvre qualité n'autorisent qu'un recalage grossier.

Cette section présente la classe des transformations linéaires, qui sont considérées pour des problèmes de recalage rigide. Elles sont adaptées aux cas, où la correspondance entre les images peut être réalisée par une transformation linéaire. Les transformations linéaires sont également utilisées dans la plupart de méthodes de recalage non-rigide (section 2.4.5) en tant qu'étape préliminaire, où une correspondance rigide initiale est nécessaire.

La section 2.4.4.1 introduit la notion de la transformation rigide, composée de rotation et de translation. L'ajout du facteur d'échelle définit la similitude, présentée section 2.4.4.2. La transformation linéaire la plus générale, affine, est l'objet de la section 2.4.4.3. Nous pouvons comparer ces

transformations sur la figure 2.7.

2.4.4.1 Transformation rigide

La transformation rigide est une transformation linéaire composée d'une translation et d'une rotation. Elle préserve les forme et taille des objets dans l'image transformée. Dans le cas du recalage 3D/2D (section 2.8), une transformation rigide 3D de l'image source 3D permet d'établir une correspondance initiale des données tridimensionnelles une fois projetées, avec une image de référence 2D.

La transformation rigide peut être exprimée par l'équation suivante :

$$T_{\text{rig}} \circ a = R \circ a + d, \quad (2.14)$$

où $a \in \Omega_A$ est un point du domaine de l'image source A , T_{rig} est la transformation rigide $T_{\text{rig}}: \Omega_A \rightarrow \Omega_B$ (cf. section 2.1), R est une matrice de rotation et d un vecteur de translation (déplacement)⁴.

La forme de la matrice de rotation dépend de la dimension (dimensionnalité⁵) envisagée. En 2D, un seul paramètre r définit l'angle de rotation dans le plan ; R_{2D} prend alors la forme :

$$R_{2D} = \begin{pmatrix} \cos r & \sin r \\ \sin r & \cos r \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

En 3D, différentes représentations des rotations sont possibles. Le tableau 2.1 synthétise les trois approches utilisées : par angles d'Euler, par axe/angle de rotation et par quaternions.

L'utilisation du *système de coordonnées homogènes* permet de représenter une transformation linéaire sous la forme d'une seule matrice. Cette notation est plus pratique que celle de l'équation 2.14, parce que l'application de la transformation s'effectue par une seule opération de multiplication matrice-vecteur. Un point x , exprimé dans les coordonnées homogènes, contient un élément supplémentaire unitaire :

$$p \mapsto \begin{pmatrix} p \\ 1 \end{pmatrix}, \quad p \in \mathbb{R}^2 \Rightarrow \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \\ 1 \end{pmatrix}, \quad p \in \mathbb{R}^3 \Rightarrow \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (2.23)$$

La matrice de transformation rigide M_{rig} prend alors la forme suivante :

$$T_{\text{rig}}(a) = M_{\text{rig}} \circ \begin{pmatrix} a \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & d \\ 0_{1 \times \mathcal{D}} & 1 \end{pmatrix} \circ \begin{pmatrix} a \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (2.24)$$

4. Nous allons utiliser dans ce document la notation \circ pour la composition (multiplication des matrices, multiplication matrice-vecteur, application d'opérateur)

5. Voir la remarque 2, page 52.

Angles d'Euler

Composition de trois rotations r_X , r_Y , r_Z effectuées selon les axes principaux OX , OY et OZ , représentées par les matrices de rotation :

$$R_X = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos r_X & -\sin r_X \\ 0 & \sin r_X & \cos r_X \end{pmatrix} \quad R_Y = \begin{pmatrix} \cos r_Y & 0 & \sin r_Y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin r_Y & 0 & \cos r_Y \end{pmatrix} \quad R_Z = \begin{pmatrix} \cos r_Z & -\sin r_Z & 0 \\ \sin r_Z & \cos r_Z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

La matrice de rotation finale dépend de l'ordre de l'application (composition) des rotations ; deux cas sont couramment utilisés :

$$R_{3D} = R_Z \circ R_X \circ R_Y \quad \text{ou} \quad R_{3D} = R_Z \circ R_Y \circ R_X. \quad (2.17)$$

La rotation par angles d'Euler est alors décrite par trois paramètres scalaires :

$$R_{3D} = R(r_X, r_Y, r_Z) \quad (2.18)$$

Rotation axe/angle

Un angle r_u définit une rotation selon un vecteur unitaire (u_x, u_y, u_z) , qui est l'axe de rotation. La matrice de rotation correspondante prend la forme :

$$R = I + \sin r_u \cdot P + (1 - \cos r_u) \cdot P^2, \quad (2.19)$$

où I est l'identité et $P = \begin{pmatrix} 0 & -u_z & u_y \\ u_z & 0 & -u_x \\ -u_y & u_x & 0 \end{pmatrix}$. La rotation définie par l'axe et l'angle comporte 4 paramètres avec la contrainte d'unicité pour u :

$$R = R(r_u, u_x, u_y, u_z), \quad \sqrt{u_x^2 + u_y^2 + u_z^2} = 1 \quad (2.20)$$

Quaternion

Un quaternion unitaire (q_0, q_1, q_2, q_3) représente une rotation 3D, si l'équation suivante est vérifiée pour certains angle r_u et axe de rotation (u_x, u_y, u_z) :

$$(q_0, q_1, q_2, q_3) = \left(\cos \frac{r_u}{2}, u_x \cdot \sin \frac{r_u}{2}, u_y \cdot \sin \frac{r_u}{2}, u_z \cdot \sin \frac{r_u}{2} \right) \quad (2.21)$$

La matrice de rotation peut être déduite en utilisant l'approche axe/angle.

Le nombre de paramètres de la représentation par quaternion vaut 4, avec la contrainte d'unicité pour q :

$$R = R(q_0, q_1, q_2, q_3), \quad \text{avec} \quad \sqrt{q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2} = 1 \quad (2.22)$$

TABLE 2.1 – Représentations de la rotation en 3D.

où R et d sont respectivement la matrice de rotation et le vecteur de translation, le point $a \in \Omega_A$ (cf. équation 2.14) est exprimé dans le système de coordonnées homogènes et $0_{1 \times \mathcal{D}}$ correspond à 2 ou 3 éléments nuls de la ligne inférieure de la matrice M_{rig} (\mathcal{D} étant la dimensionnalité du problème).

La transformation rigide est alors définie par 3 paramètres scalaires dans le domaine 2D : deux axes de translation et un angle de rotation dans le plan ; en 3D, il y a 6 paramètres : trois axes de translation et trois angles de rotation (pour la représentation eulérienne). Bien que les rotations par axe/angle et par quaternions (voir tableau 2.1) soient définies à l'aide de 4 paramètres, les contraintes d'unicité (du vecteur de rotation, ou du quaternion) permettent de réduire le nombre de paramètres à trois (cf. tableau 2.1).

2.4.4.2 Similitude

La similitude est une transformation composée de trois opérations de base : une translation d , une rotation R et une mise à l'échelle isotrope s (voir l'équation 2.14). Elle est utilisée dans les cas où la taille des images peut varier, c'est-à-dire le contenu des images ne doit pas forcément être de la même échelle.

La transformation de la similitude peut être exprimée par :

$$T_{\text{sim}} \circ a = s \cdot R \circ a + d \quad (2.25)$$

ou alternativement, par la matrice de transformation M_{sim} dans le système de coordonnées homogènes :

$$T_{\text{sim}} \circ a = M_{\text{sim}} \circ \begin{pmatrix} a \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s \cdot R & d \\ 0_{1 \times \mathcal{D}} & 1 \end{pmatrix} \circ \begin{pmatrix} a \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (2.26)$$

où les symboles sont ceux de l'équation 2.24. Ici, le nombre de paramètres, par rapport à la transformation rigide, est augmenté de un, du fait du paramètre de mise à l'échelle, et vaut alors :

- quatre pour l'espace 2D (deux composantes de translation, un angle de rotation et un facteur d'échelle)
- sept pour le cas 3D (trois composantes de translation et de rotation, un facteur d'échelle scalaire).

2.4.4.3 Transformation affine

La transformation linéaire la plus générale est appelée la transformation affine. Elle se caractérise par la préservation des segments (i.e. un segment se transforme en un autre segment, éventuellement dégénéré en une droite ou en un point).

Une transformation affine peut modéliser une projection, ce qui sera présenté lors de l'expression d'une projection 3D/2D à la section 2.8 (cf. équation 2.59, page 99).

Le nombre de paramètres de la transformation affine correspond au nombre d'éléments de la matrice en coordonnées homogènes, diminué de celui de la ligne inférieure : dans l'espace 2D, il y a 6 paramètres, dans l'espace 3D, il y a 12 paramètres.

2.4.5 Transformations non-rigides

Une transformation non-rigide permet d'exprimer des déformations ou des changements locaux de forme des objets. Il existe deux applications principales de la correspondance non-rigide :

- un alignement des images d'un même objet dont la forme varie (par exemple le cœur ou une structure vasculaire, quand l'acquisition est réalisée à différents temps du cycle cardiaque) ; cela établit la correspondance la plus précise possible entre chaque fragment de l'objet pour déterminer ses déformations,
- un alignement des images de différents objets d'un même type (par exemple cœurs ou autres organes provenant de différents patients) ; dans ce cas, le recalage fournit des informations concernant la variabilité d'objets et peut servir e.g. à une étude statistique.

Le terme de *recalage non-rigide* signifie que la transformation résultante n'est pas linéaire. Les notions *recalage déformable* et *recalage élastique* font référence aux problèmes particuliers de la mise en correspondance d'images, pour lesquels sont respectivement appliqués un modèle déformable ou une hypothèse d'élasticité (section 2.4.5.3).

Les transformations non-rigides, contrairement aux cas linéaires (section 2.4.4), ne peuvent pas être représentées à l'aide d'une seule matrice. Généralement, une transformation non-rigide entre les images A (source) et B (cible) est une fonction non-linéaire définie à partir d'un *champ de déplacement* u :

$$u: \Omega_A \rightarrow \Omega_B. \quad (2.27)$$

Le champ de déplacement, appelé également *champ de déformation*, associe à chaque point de l'image A le déplacement de ce point dans le domaine de B :

$$T: a \mapsto a + u(a), \quad a \in \Omega_A, \quad a + u(a) \in \Omega_B. \quad (2.28)$$

Certaines approches utilisent également une notion du *champ de vitesse* v , qui représente une évolution (vitesse) du déplacement dans le temps (pour l'intervalle temporel normalisé $[0; 1]$) :

$$v: \Omega_A \times [0; 1] \rightarrow \Omega_B. \quad (2.29)$$

Le champ de déplacement u peut être obtenu par intégration de v par rapport au temps : $u(x) = \int_0^1 v(x, t) dt$.

Le recalage non-rigide est associé à un critère de régularisation μ_R (voir équation 2.6), qui contrôle l'évolution des déformations et contraint les paramètres selon une hypothèse de régularité envisagée. Dans la suite de cette section, nous présentons des méthodes de recalage non-rigide, ainsi que les critères de régularité associés. Elles sont exposées en fonction du type des transformations : linéaire par morceaux, utilisant les fonctions de base radiale et basée sur les modèles physiques.

2.4.5.1 Transformation linéaire par morceaux

Une des techniques de recalage non-rigide consiste à partager les images en régions régulières (triangles, rectangles, tétraèdres, cubes) et à résoudre le problème d'alignement localement, par région (voir figure 2.8). Une transformation linéaire (rigide) est estimée pour chaque fragment de l'image [32, 35].

La transformation globale (non-rigide) est construite par interpolation des transformations locales, estimées pour chaque morceau. Pour éviter la présence de singularités sur les bords des régions, des techniques d'interpolation non-linéaire sont utilisées [140]. En particulier, nous pouvons citer :

- le modèle de la transformation « atténuante », défini à l'aide de transformations locales, pour lesquelles l'influence du champ de déplacement u diminue en fonction de la distance [123] ;
- la transformation poly-affine (ou poly-rigide) calculée à partir de la composition du champ de vitesse utilisant des transformations locales pondérées [7].

Le terme de régularité μ_R doit être défini de façon à ce que les déformations soient cohérentes pour les régions adjacentes [73]. Certains auteurs formulent μ_R pour préserver le lissage [193] ou l'inversibilité [7] de la transformation globale.

Les avantages de la méthode linéaire par morceaux sont la simplicité de la formulation du problème, l'efficacité numérique, l'inversibilité de la transformation et le nombre minime de paramètres. L'inconvénient principal est que la transformation résultante n'est pas toujours lisse.

2.4.5.2 Fonctions de base radiale et FFD

Les transformations construites sur l'approche de fonctions de base radiale sont dérivées de la théorie de l'approximation. La mise en correspondance des images est calculée à partir d'un petit groupe de points q_i appartenant à une base ; les déplacements u_i des points q_i doivent être initialisés avant le déroulement de l'algorithme (e.g. recalage manuel). La transformation non-rigide s'exprime grâce à l'interpolation du champ de déplacement en fonction de la distance aux points de base :

$$u \circ x = \sum_i u_i \cdot f_i(\|x - q_i\|) \quad (2.30)$$

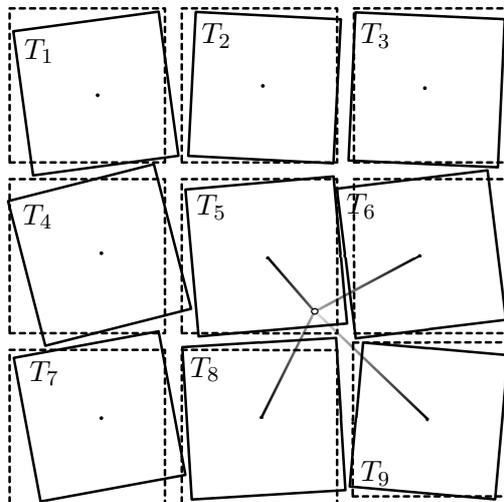


FIGURE 2.8 – Transformation linéaire par morceaux. La transformation non-rigide est composée de plusieurs transformations linéaires (typiquement rigides), définies localement pour des régions d’image. Le champ de déformation d’un point est une interpolation des déformations locales de son voisinage.

où f_i sont les fonctions radiales choisies. Le type de fonctions f_i implique le modèle de déformation et contrôle l’influence des points de la base sur la transformation.

Les fonctions de base radiale appliquées dans le contexte du recalage non-rigide sont :

les splines TPS (*Thin Plate Splines*) avec $f_i(r) = r^2 \log r$, utilisées dans les références [93, 191, 81, 17] et dans les références [110, 109] (ces deux dernières étant basées sur une déclinaison de TPS appelée CPS, *Clamped Plate Splines*);

les multi-quadriques de type $f_i(r) = (r + s_i)^{\mu_i/2}$, où les paramètres de lissage s_i et d’atténuation μ_i entraînent un modèle adaptatif, caractérisant l’influence variable des points de base sur le champ u ;

les fonctions gaussiennes définies comme $f_i(r) = \exp\left\{\frac{r^2}{\sigma_i^2}\right\}$, où les noyaux σ_i contrôlent l’influence des points de base q_i [6],

les fonctions FFD présentées ci-après;

d’autres fonctions telles que les fonctions Wendland [50, 189, 20].

Il est à noter, que le champ de déformation final u peut déplacer les points de la base q_i ; en d’autres termes, l’équation $u \circ q_i = u_i$ n’est pas toujours préservée. C’est un inconvénient majeur pour les problèmes, où la correspondance préliminaire $q_i \sim u_i$ (cf. équation 2.2) était précise. L’effet de la régularisation, obtenu par la combinaison des toutes les fonctions radiales,

interfère alors sur la précision de la mise en correspondance initiale. Un autre inconvénient de cette technique est l'influence globale de la base sur le domaine de l'image : les points caractérisant des perturbations locales risquent de les propager sur le champ de déformation entier. Parmi les avantages de cette technique il faut remarquer la simplicité de formulation, un nombre relativement petit de paramètres et la capacité d'exprimer des déformations importantes.

FFD. L'approche *Free-Form Deformations* [36] utilisant les fonctions de base radiale, construites à l'aide des courbes ou surfaces paramétriques. Le domaine d'image est partitionné par une grille rectangulaire, qui subit les déformations. Les parois de cette grille sont représentées sous forme de B-splines en 2D ou B-surfaces en 3D ; elle forment ensuite les bases radiales pour les régions de l'image ainsi délimitées.

Les FFD sont envisagées pour des problèmes de recalage, qui nécessitent un champ de déformation lisse. La capacité d'exprimer facilement des déformations locales, un petit nombre de paramètres et l'efficacité numérique sont les autres avantages de cette approche. Il est aussi possible de préserver la topologie [150] ou la symétrie [125, 164] pour la transformation résultante.

2.4.5.3 Transformations basées sur les modèles physiques

Le problème du recalage élastique peut aussi être défini à l'aide des équations physiques de la distribution de l'énergie. Le contenu des images est alors supposé se répartir dans le temps, conformément aux lois physiques du transport. La motivation pour de telles approches est de représenter la transformation comme une évolution de l'énergie issue des intensités des images. Les images recalées symbolisent alors des états énergétiques (intensités des pixels) aux moments initial (image source A) et final (image cible B). Des équations temporelles du transport sont formulées afin de trouver le champ de déformation associé au flot d'énergie. Le modèle physique adopté assure la régularité de la solution.

Corps élastique. L'une des approches déformables est le *modèle du corps élastique*. Le champ de déplacement u est caractérisé par l'équation de Navier-Cauchy [163] :

$$\mu \nabla^2 u + (\mu + \lambda) \nabla(\nabla \cdot u) + S = 0, \quad (2.31)$$

où μ et λ sont les paramètres de rigidité qui entraînent la régularité de la solution, S est une force issue de la similarité des images (équivalent à une fonction de critère μ_C).

L'équation 2.31 est principalement résolue soit par la technique des différences finies [18], soit par la méthode des éléments finis, après conversion à un problème variationnel [56].

Le modèle du corps élastique ne permet d'exprimer que de légères déformations ; cette limitation a conduit à la formulation d'une approche hiérarchique [10], pour laquelle le champ de déplacement global est récursivement divisé et le même problème est résolu pour les sous-régions ainsi obtenues (les approches hiérarchiques, ou en d'autres termes multi-échelles, sont caractérisées section 2.7.1). D'autres auteurs [27, 91] ont exploré la préservation de la symétrie du champ u .

Splines du corps élastique. Le modèle de déformation physique, *les splines du corps élastique*, est défini à partir des théories de l'interpolation et de l'élasticité. L'équation 2.31, caractérise les déformations des splines (plus précisément leurs points de contrôle), définies dans le domaine d'image. Des travaux récents [88, 188] utilisent les forces de déformation gaussiennes et procurent la solution analytique de l'équation 2.31.

Fluides visqueux. La transformation basée sur *modèle des fluides visqueux* reprend l'équation de Navier-Stokes pour contraindre le champ de vitesse v de la déformation [29, 28] :

$$\mu_f \nabla^2 v + (\mu_f + \lambda_f) \nabla(\nabla \cdot v) + S = 0 \quad (2.32)$$

où μ_f et λ_f sont les coefficients de viscosité et S est la force d'énergie issue de la similarité (cf. équation 2.31).

Ce modèle est capable d'exprimer des déformations plus importantes que par l'approche du corps élastique. Néanmoins, le coût numérique de calculs d'équations différentielles partielles et l'intégration du champ de vitesse est trop important pour la plupart des applications.

Démons. *Le modèle de diffusion*, donné par l'équation

$$\Delta u + S = 0, \quad (2.33)$$

simule le phénomène de la distribution du flot optique. Une des approches basées sur la diffusion est le recalage par *démons*, introduit par Thirion [174]. L'algorithme modélise le champ de déplacement sur l'image de façon similaire à des déformations appliquées aux membranes élastiques. Les démons sont capables de représenter des déformations lisses de grande magnitude. Leurs applications ne sont pas limitées aux problèmes monomodaux de recalage [66, 116, 177].

Autres modèles. Fisher et Modersitzki [45] ont proposé une approche basée sur l'équation d'équilibre

$$\Delta^2 u + S = 0. \quad (2.34)$$

Le champ de déformation est calculé par la méthode des différences finies, ou alternativement, avec des calculs récurrents de convolutions [13].

Le modèle appelé *flot de difféomorphismes* reprend les équations lagrangiennes de transport. Dans ce cas, les déplacements dans le domaine d'image suivent les lois de la mécanique classique. La régularisation du champ de vitesse est imposée par l'équation : $R = \int_0^1 \|v(t)\|_R dt$. La norme $\|\cdot\|_R$ spécifie le type des déformations retenues. La classe des méthodes ainsi définies porte le nom de LDDMM (*Large Deformation Diffeomorphic Metric Mapping*) [163]. Les bonnes caractéristiques et la possibilité d'adaptation ont permis d'appliquer ces techniques dans des problèmes de recalage de différents types d'images (pixels scalaires, données vectorielles, points appariés, nuages de points, courbes, ...). Cependant, la grande complexité numérique de la méthode (intégration du champ de vitesse, lente convergence et occupation de la mémoire) limite le nombre de problèmes envisagés.

Résumé de la section

Nous avons présenté dans cette section les différents types de transformations, qui sont utilisées pour exprimer la mise en correspondance d'images. Les transformations linéaires (appelées aussi rigides) sont destinées à la définition d'un alignement rigide ; les approches non-rigides, quant à elles, permettent de décrire des déformations et adaptations locales, en engageant plusieurs modèles d'élasticité ou de critères de régularité. Le choix de la transformation entraîne une grande influence sur la méthode de recalage, notamment par le nombre de paramètres et par les réglages du processus d'optimisation.

En ce qui concerne notre travail, la chaîne de recalage 3D/2D, proposée au chapitre 3, met en œuvre une transformation 3D rigide.

Section suivante, sont caractérisées les fonctions de critère, qui évaluent la qualité d'alignement entre les images. Elles sont engagées dans un processus d'optimisation (figure 2.3, page 49) afin d'examiner les transformations et de chercher à les améliorer.

2.5 Fonctions de critère

La plupart des méthodes de recalage est construite selon une approche de l'optimisation non-linéaire (cf. figure 2.3, section 2.1) : un processus itératif recherche des paramètres de la transformation (section 2.4) à partir d'un critère d'alignement entre les images. Cette section est dédiée à la présentation des fonctions de critère, engagées dans les algorithmes de recalage.

Une *fonction de critère* μ_C ,

$$\mu_C : \Omega_B \times \Omega_B \rightarrow \mathbb{R}, \quad (2.35)$$

est calculée pour le couple d'images $(T \circ A, B)$, c'est-à-dire pour l'image source A transformée par transformation T , et pour l'image cible B .

La valeur (scalaire) retournée par $\mu_C(T \circ A, B)$ représente une certaine mesure de correspondance et exprime soit le niveau d'alignement entre les images ou leurs « similarités », soit une mesure du décalage (différence, désalignement) entre elles. Dans le premier cas, la fonction de critère est souvent appelée *mesure de similarité* ; l'objectif du recalage est de trouver sa valeur maximale. Pour le second cas, μ_C dénommée par *mesure de dissimilarité* ou *fonction de coût*, doit être minimisée afin de trouver une transformation T , qui rend les images $T \circ A$ et B les moins décalées possibles.

Il est à noter, que la fonction μ_C est le seul critère pour le calcul de T pour les problèmes simples rigides et sans contraintes (voir équation 2.5). Dans les cas plus complexes (recalage non-rigide, section 2.4.5), un autre critère, celui de régularité μ_R , influence le calcul de l'alignement optimal (cf. équation 2.6). La transformation résultante est alors un compromis entre régularité souhaitée (exprimée par μ_R) et niveau de similarité (μ_C) entre les images.

Nous pouvons distinguer deux groupes principaux de fonctions de critère, basées sur deux types de critères différents : les critères géométriques ou les critères iconiques. Les fonctions géométriques évaluent l'alignement des images à partir des données géométriques, telles que points, surfaces etc. (cf. section 2.3). Les fonctions iconiques, quant à elles, utilisent des valeurs de pixels (intensités) pour calculer la (dis-)similarité.

Markelj *et al.* [108] distingue un troisième groupe de fonctions de critère, qui sont basées sur les gradients des images (caractérisés comme des informations semi-géométriques et semi-iconiques). Néanmoins, ce type de données peut également être considéré comme un cas particulier des approches iconiques, pour lequel chaque pixel stocke une information vectorielle, plutôt qu'une intensité scalaire.

Le type de la fonction de critère, sélectionné pour un problème de recalage, qualifie souvent la méthode de recalage. Ainsi, « recalage géométrique », ou « recalage iconique » indiquent directement le type du critère choisi. Le terme « recalage hybride », quant à lui, caractérise une méthode utilisant à la fois des données géométriques et iconiques (section 2.7.3).

La suite de ce chapitre est organisée en deux parties. La première partie (section 2.5.1) présente les fonctions de critère géométriques, classées selon l'appariement mis en œuvre : pour les cas, où la correspondance entre les structures de deux images recalées est connue (section 2.5.1.1), ou n'est pas donnée (section 2.5.1.2). La seconde partie (section 2.5.2) est dédiée aux mesures iconiques. En fonction de la modalité des images recalées, nous présenterons les fonctions de critère monomodales (section 2.5.2.1), multimodales (section 2.5.2.2) et les techniques permettant de simuler une modalité d'image à partir de plusieurs autres (section 2.5.2.3). Le recalage dit hybride, utilisant à la fois des données géométriques et des données iconiques, sera

discuté à la section 2.7.3.

2.5.1 Méthodes géométriques

Les fonctions de critère géométriques prennent en entrée des données telles que points, segments, courbes, surfaces, polygones, maillages, solides. Ces données (parfois appelées *amers*) sont généralement obtenues à partir des images par une étape préliminaire de segmentation, d'extraction ou de détection (voir section 2.3). Rappelons, que le terme « image » sera utilisé aussi dans le contexte de données géométriques.

Nous commençons par l'approche selon laquelle les correspondances sont connues : où chaque entité géométrique de la première image a son équivalent sur la seconde image et cette information d'appariement est disponible pour l'algorithme de recalage (section 2.5.1.1). Ce type de données est typiquement obtenu grâce à une segmentation interactive, durant laquelle l'opérateur humain définit les paires des points correspondants sur les images. Le cas des correspondances inconnues, présenté section 2.5.1.2, est plutôt associé à une segmentation automatique, déroulée indépendamment pour chaque image.

2.5.1.1 Correspondances connues

Certaines formulations des problèmes de recalage fournissent les informations de correspondance entre les données. Plus précisément, chaque entité géométrique p_i^A provenant de l'image source A est associée avec une entité correspondante p_i^B localisée sur l'image cible B (où $i = 1, \dots, N$ et N est le nombre des amers).

Ce type de problème d'alignement des données, avec la correspondance des données connue, est appelé l'analyse de Procrustes. La transformation optimale entre A et B est supposée minimiser l'écart entre les structures géométriques correspondantes. La fonction de critère prend alors la forme de la somme des distances entre les amers des deux images :

$$\mu_C(T \circ A, B) = \sum_{i=1, \dots, N} \|T \circ p_A^i - p_B^i\|^p \quad (2.36)$$

où p_A^i et p_B^i sont les structures géométriques appropriées présentes sur les images A et B respectivement, $\|\cdot\|$ est une distance entre les amers et p est un exposant. Les deux mesures les plus fréquemment utilisées sont la somme des distances absolues SAD (*sum of absolute differences*) et la somme des carrés des distances SSD (*sum of squared differences*) ; elles sont définies par la distance cartésienne et $p = 1$ (SAD), ou $p = 2$ (SSD).

La distance utilisée ne doit pas être forcément la distance cartésienne. Il existe des travaux utilisant l'espace de Hausdorff [60], ou les approches géodésiques [115]. La distance entre les objets géométriques de forme complexe (tels que courbes, surfaces) peut également être interprétée différemment.

La distance, au sens topologique, définie comme le minimum des distances possibles entre les structures p et q ,

$$\text{dist}(p, q) = \min_{a \in p, b \in q} \|a - b\|, \quad (2.37)$$

est parfois remplacée par la distance entre les centres de masse des structures envisagées [195]. Cette dernière est plus efficace à calculer.

Dans la plupart des cas, la solution \hat{T} du problème de recalage géométrique est obtenue à l'aide d'une approche itérative (cf. figure 2.3), par optimisation de la fonction μ_C . Néanmoins, il existe quelques techniques permettant de calculer directement la transformation résultante. Cootes *et al.* [33] ont décrit comment déduire les paramètres de la similitude 2D en utilisant un espace tangent. Ho et Yang [76] ont proposé un calcul algébrique de la transformation affine 2D.

Le problème du recalage non-rigide entraîne deux stratégies différentes, en fonction de la certitude des informations associées aux entités géométriques :

amers précis : quand les structures sont positionnées précisément et correctement appariées (par exemple suite à une sélection manuelle d'un expert), les correspondances entre amers définissent les contraintes géométriques pour la transformation non-rigide (cf. section 2.4.3) ; le mapping en dehors des entités est obtenu par une interpolation e.g. par l'approche des fonctions de base radiale (section 2.4.5.2) ;

amers approximatifs : l'incertitude associée aux objets géométriques peut provenir de la position et de la forme imprécise ou de la possibilité de correspondances erronées entre les structures ; ce genre de problèmes conduit aux techniques d'approximation, comprenant un terme de régularisation μ_R (voir équation 2.6), pour lequel le choix permet de contrôler les propriétés de la transformation (lissage, régularité) et d'altérer les correspondances initiales [147, 188].

2.5.1.2 Correspondances inconnues

Le deuxième cas est constitué des problèmes géométriques pour lesquels la correspondance entre les entités de la première et de la seconde image n'est pas définie. Cette situation apparaît souvent dans le contexte du recalage d'images segmentées. Une première solution consiste donc à estimer l'appariement des structures correspondantes et ainsi à réduire le problème courant à celui de Procrustes, présenté section 2.5.1.1. La seconde possibilité comprend un recalage d'images sans déterminer explicitement les relations entre les amers.

Estimation des correspondances. Les techniques permettant d'établir la correspondance entre les structures sont basées sur l'analyse des carac-

téristiques (*features*) de l'image à proximité des amers. Ces caractéristiques peuvent être extraites à partir d'informations purement géométriques (forme, surface, taille, contour etc.), ou calculées en utilisant les intensités des pixels dans le voisinage des amers (moments, descripteurs invariants, coefficients de corrélation) [195].

La sélection des caractéristiques forme un vecteur (*feature vector*), calculé pour chaque amer. Les structures des images différentes sont appariées par association des vecteurs les plus proches. Plus précisément, le problème du couplage doit être résolu pour minimiser la distance euclidienne dans l'espace des vecteurs des caractéristiques.

Cette approche suppose que les structures correspondantes soient décrites par des valeurs de descripteurs similaires et que les vecteurs soient uniques par rapport aux amers. Si ces hypothèses ne sont pas vérifiées, l'appariement peut échouer.

Récemment, la robustesse de la méthode de *features vector* a été améliorée en utilisant comme caractéristiques les contraintes structurelles (positionnement relatif d'une structure par rapport aux autres). Le problème a alors été reformulé comme un appariement de graphe [176, 183].

Recalage sans appariement. Une autre approche concernant les données non-appariées consiste à déterminer la transformation sans chercher de correspondances entre les amers. Les structures géométriques issues des deux images sont considérées comme des distributions de probabilité. La résolution du problème d'alignement est effectuée par une minimisation de la distance dans l'espace des distributions. Les modèles gaussiens mixtes (GMM, *Gaussian Mixture Model*) sont utilisés pour modéliser les distributions des amers. Plusieurs fonctions de critère sont proposées pour calculer la distance entre les gaussiens : norme L^2 de la différence des GMM [80], maximisation de vraisemblance [122], divergence de Jensen-Shannon [184] et autres [163].

Il faut aussi remarquer les algorithmes de recalage rigide à base de moments [71] et les approches utilisant des enveloppes convexes autour des points, pour minimiser la distance de Hausdorff entre elles [60, 46].

Le recalage par ITD, que nous proposons dans cette étude (présenté chapitre 5) peut être considéré comme une méthode géométrique sans appariement.

ICP. La méthode de recalage sans appariement, probablement la plus connue, est l'ICP (*Iterative Closest Point*) [12]. Son objectif n'est pas de minimiser les distances entre les amers correspondants, mais plutôt de trouver la transformation qui rend minimales les distances entre les structures les plus proches. En fait, lorsque la solution s'approche de son optimum, les points les plus proches sont en correspondance (voir figure 2.9). Ainsi, le recalage par la méthode ICP permet de calculer, de façon implicite, les

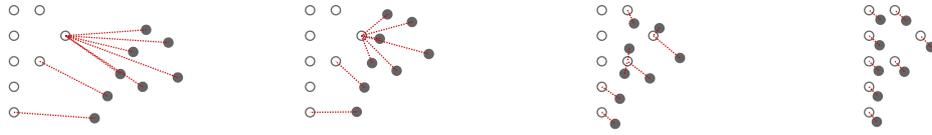


FIGURE 2.9 – Algorithme ICP. De gauche à droite, sont montrées les superpositions des images pour des itérations successives. Les points de l’image source (transformée) marqués en noir, les points gris issus de l’image cible (fixe). Pour chaque point de la source, un point le plus proche sur la cible est déterminé. Quand la somme des distances diminue, les objets les plus proches deviennent les objets en correspondance.

correspondances entre les amers.

Les inconvénients principaux de la méthode ICP sont sa sensibilité à l’initialisation et le besoin d’avoir le même nombre d’amers sur les deux images. De nombreuses améliorations ont été proposées ; on peut évoquer l’initialisation à base de moments [160], la stabilisation de l’algorithme par une randomisation des positions des points (en ajoutant du bruit blanc) [133], la technique de détermination des correspondances « 1–1 » *softassign* [30], ou des approches multi-échelles [166, 30].

2.5.2 Méthodes iconiques

Les méthodes présentées dans la section précédente utilisent les données géométriques extraites des images. Les fonctions de critère représentent des mesures d’écart ou de décalage entre les amers et l’objectif est de les minimiser. Une approche différente consiste à recalcr les images en prenant en compte les valeurs originales des pixels, au lieu des structures géométriques.

Les méthodes, dites iconiques (*intensity based*), ne requièrent typiquement aucune étape supplémentaire d’extraction des amers ou de segmentation. Elles définissent certaines mesures de similarité (décrites aux sections suivantes), qui sont évaluées pour les images $T \circ A$ et B et expriment la qualité d’alignement dépendant de T ou, en d’autres termes, à quel niveau $T \circ A$ et B sont « similaires ». La mesure de similarité est ainsi maximisée, contrairement aux approches cherchant à minimiser des mesures de coût du décalage entre images.

Une fonction de critère iconique est calculée à partir des intensités de tous les pixels des images $T \circ A$ et B , inclus dans une région de chevauchement des images (Z de la figure 2.2). Dans la plupart des cas, le recalage est limité à une *région d’intérêt* Z_{ROI} (ROI pour *Region Of Interest*) définie a priori, qui correspond à la zone la plus importante pour le problème (cf. figure 2.2).

La différence la plus importante entre les approches géométriques et iconiques est que ces dernières utilisent le maximum de données présentes sur

les images (l'ensemble de toutes les intensités), les techniques basées sur les amers ne prennent en compte que des données extraites. Néanmoins, si le problème de recalage est focalisé sur une partie d'image, par exemple un objet ou un organe particuliers, les méthodes iconiques ne sont pas adaptées à privilégier une telle région d'intérêt pour le calcul de la fonction de critère. Chaque fragment de l'image contribue de façon égale dans la valeur de mesure de similarité. En présence d'informations géométriques supplémentaires (telles qu'une segmentation ou une délimitation de la structure d'intérêt), la solution optimale est alors de choisir une technique de recalage hybride (section 2.7.3) qui se sert à la fois de la géométrie et de l'intensité.

Revenons au cas iconique simple. Le calcul de la similarité est effectué en fonction des intensités des images. Notons qu'en général, les pixels des images $T \circ A$ et B ne sont pas alignés (figure 2.6). Afin de déterminer la valeur de $T \circ A$, qui est attribuée à la position d'un pixel de B , l'image source transformée $T \circ A$ doit être interpolée⁶, pour se retrouver dans le domaine Ω_B de la source B (figure 2.6). Les techniques d'interpolation d'images, utilisées dans le cadre de recalage, ont été décrites section 2.4.1.

L'algorithme d'interpolation peut avoir une influence considérable sur le calcul de la similarité. Plus particulièrement, le changement de la zone de chevauchement (suite à la modification de la transformation T), risque de produire des résultats non-cohérents et erronés. Les modifications proposées par Cahill *et al.* [22] règlent ce type du problème.

Le choix de la fonction de critère est une tâche primordiale pour le problème de recalage. Il faut considérer sa capacité d'exprimer des relations entre les intensités des pixels, qui dépend du type et de la modalité des images ; cela entraîne l'exactitude des valeurs de la similarité et la précision du résultat. De plus, les propriétés analytiques de la fonction de critère, telles que continuité, lissage, variance, nombre et distribution des extrema locaux influencent le processus d'optimisation (section 2.6) : plus précisément, sa vitesse de convergence et la précision nécessaire d'initialisation de la méthode.

La suite de cette section est structurée en trois parties. La première (section 2.5.2.1) concerne les fonctions de critère utilisées pour le recalage d'images de même modalité : deux volumes CT, deux frames d'une même séquence d'angiographie, deux photographies ou autres. La mise en correspondance des images provenant de diverses classes de systèmes d'acquisitions, ayant alors des modalités différentes, entraîne l'utilisation des mesures multimodales, caractérisées section 2.5.2.2. La troisième partie de cette section, 2.5.2.3, présente des techniques permettant de transformer un problème multimodal en problème monomodal ; nous décrivons plus en détail la tech-

6. Il existe aussi des implémentations [78], qui travaillent dans l'espace Ω_A , prenant en compte A et $T^{-1} \circ B$. Dans ce cas, l'interpolation est effectuée pour l'image transformée $T^{-1} \circ B$.

nique de reconstruction des radiographies digitales DRR, utilisée dans le contexte du recalage 3D/2D des images CT et rayons X, et que nous avons exploité dans notre étude.

2.5.2.1 Recalage monomodal

La mise en correspondance des images d'une même modalité concerne plusieurs problèmes de recalage [195]. Dans le cadre de l'imagerie médicale, le cas monomodal est considéré principalement pour les deux applications suivantes :

- suivi de l'état d'un organisme dans le temps, e.g. évolution d'une pathologie, agrandissement d'une tumeur ou comparaison d'un patient avant et après intervention ; les images de même modalité sont alors acquises sur différentes périodes et recalées afin d'observer des changements ;
- construction d'un modèle temporel de déformation d'un organe, utilisant une séquence d'images temporelles ; l'alignement des frames consécutives (obtenues pour des instants successifs) permet d'exprimer le mouvement et la dynamique présents sur une image animée.

Une fonction de critère monomodale suppose que la relation entre les intensités de mêmes objets présents sur les images recalées soit linéaire. Ainsi, une structure (par exemple un organe, un fragment de tissu, un objet extrinsèque, cf. section 2.2) est captée (acquise) de la même façon sur les images source A et référence B et les pixels des points correspondants sur A et sur B gardent des valeurs quasi-identiques.

Les mesures de similarité sont alors construites à partir de la comparaison directe des pixels correspondants sur les deux images. La somme des différences absolues SAD (*sum of absolute differences*) et la somme des carrés des différences SSD (*sum of squared differences*) ont la forme suivante (cf. section 2.5.1) :

$$\mu_{\text{SAD}}(T \circ A, B) = \sum_{p \in Z_{\text{ROI}}} |p_{T \circ A} - p_B|, \quad (2.38)$$

$$\mu_{\text{SSD}}(T \circ A, B) = \sum_{p \in Z_{\text{ROI}}} (p_{T \circ A} - p_B)^2 \quad (2.39)$$

où p est un pixel de la région d'intérêt Z_{ROI} , $p_{T \circ A}$ et p_B sont des valeurs de l'intensité du pixel p sur les images $T \circ A$ et B respectivement.

Une autre mesure monomodale est le *coefficient de corrélation* (CCoef). Il est utilisé dans les situations, où le contraste d'images n'est pas homogène. La version 2D de CCoef est aussi connue sous nom de *corrélation croisée* (*cross-correlation*) [163]. Les notions reprises pour définir ce coefficient traitent les intensités des pixels comme des variables aléatoires :

$$\mu_{\text{CCoef}}(T \circ A, B) = \varrho(T \circ A, B) = \frac{\mathcal{E}(T \circ A - \mathcal{E}(T \circ A))(B - \mathcal{E}B)}{\sqrt{\text{var}(T \circ A) \cdot \text{var} B}}, \quad (2.40)$$

L'espérance et la variance de l'image sont définies au sens statistique :

$$\mathcal{E}J = \frac{1}{\#\{p \in Z_{\text{ROI}}\}} \sum_{p \in Z_{\text{ROI}}} p_J \quad (2.41)$$

$$\text{var } J = \frac{1}{\#\{p \in Z_{\text{ROI}}\} - 1} \sum_{p \in Z_{\text{ROI}}} (p_J - \mathcal{E}J)^2 \quad (2.42)$$

où $\#$ indique la cardinalité d'un ensemble, J est une image définie dans Z_{ROI} et p_J correspond à la valeur du pixel p sur J .

Des travaux récents dans le domaine du recalage monomodal se focalisent sur l'utilisation des informations calculées à partir du voisinage des pixels. L'incorporation du vecteur de caractéristiques locales (cf. section 2.5.1.2) permet de mieux classifier et distinguer les pixels appartenant à des régions homogènes. Ces caractéristiques peuvent être les invariants de moments calculés localement [162], les valeurs issues de la décomposition en ondelettes [190], les histogrammes locaux [161] ou les réponses aux filtres de Gabor [127, 95].

2.5.2.2 Recalage multimodal

Contrairement aux fonctions monomodales présentées ci-avant, des mesures de similarité multimodales sont adaptées au recalage d'images, issues de différents systèmes d'acquisition. Les informations d'intensité présentes sur les images ne correspondent pas directement entre elles : les caractéristiques différentes des capteurs entraînent des réponses différentes pour deux mêmes structures acquises.

Dans le domaine de l'imagerie médicale, les problèmes multimodaux concernent les deux cas suivants :

- fusion des données anatomiques et fonctionnelles, pour superposer des informations caractéristiques (telles que la détection des marqueurs via TEP, IRMf) sur une image anatomique de haute fidélité (CT ou IRM) ;
- fusion des données diagnostiques et interventionnelles, permettant la visualisation des informations obtenues durant une étape préliminaire (segmentation, délimitations, mesures) sur les images peropératoires, acquises en cours du traitement.

Dans l'approche multimodale, la relation entre les intensités des images n'est pas linéaire, contrairement au cas monomodal présenté précédemment. Les différents systèmes d'acquisition génèrent des images dont les caractéristiques sont distinctes ; les fonctions de critère n'utilisent alors pas de comparaison directe entre intensités correspondantes.

Le *rapport de corrélation* (CR , *Correlation Ratio*) a été proposé par Roche *et al.* [145] :

$$CR(T \circ A, B) = \frac{\text{var}(\mathcal{E}(T \circ A|B))}{\text{var}(T \circ A)}. \quad (2.43)$$

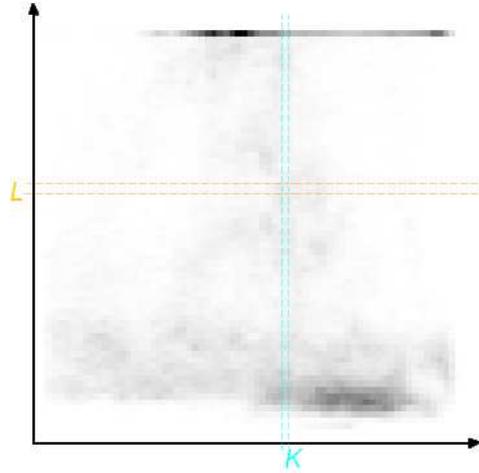


FIGURE 2.10 – Histogramme joint (2D). Les intensités des images sont rangées dans B classes. La valeur à l’intersection de la ligne K et de la colonne L est le nombre de pixels, qui ont à la fois leur intensité appartenant à la classe K sur la première image et leur intensité dans la classe L sur la seconde image.

Cette mesure est prouvée être optimale [136] pour les images dont les intensités sont reliées de façon fonctionnelle.

Théorie de l’information. La plupart des mesures de similarité multimodales est fondée sur la théorie de l’information. Elle permet de quantifier des informations (telles que diversité, variabilité) portées par des variables aléatoires. Les images sont ainsi considérées comme des processus probabilistes, où chaque pixel correspond à une réalisation stochastique de l’intensité (cf. équation 2.7). La revue des méthodes de recalage, construites sur la théorie de l’information, a été proposé par Pluim *et al.* [143].

Les fonctions de critère issues de la théorie de l’information sont implémentées en utilisant soit l’estimation de la densité de probabilité d’images, soit les histogrammes (figure 2.10). Un histogramme peut être considéré comme la version discrète de la distribution des intensités $\Pr(J) = p_J$ d’image J . L’histogramme 2D (joint) correspond à la distribution jointe $\Pr(I, J) = p_{I,J}$ de deux images.

La densité de probabilité (marginale p_J et jointe $p_{I,J}$) peut être obtenue à l’aide de la technique *KDE* (*Kernel Density Estimation*) [182, 4, 78]. La distribution p est estimée à partir des noyaux centrés autour des points d’échantillon (figure 2.11).

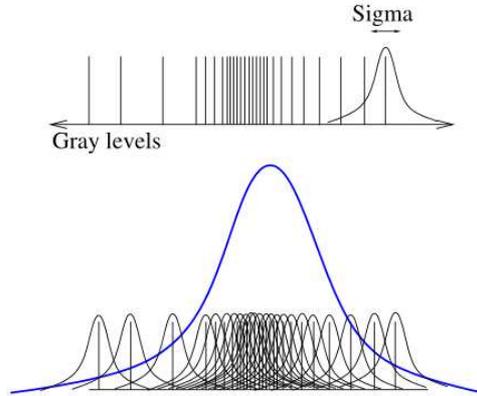


FIGURE 2.11 – Estimation de la densité par fenêtrage de Parzen. La distribution de probabilité (dans ce cas, de niveaux de gris dans l'image) est construite par sommation des gaussiens, qui sont centrés autour des points d'échantillon [4].

Information mutuelle. La première mesure à base de la théorie de l'information, utilisée dans le contexte de recalage [143] est l'*entropie de Shannon*. Elle mesure une quantité de l'information, appelée *entropie*, qui est présente sur une image J :

$$H(J) = - \int_{\Omega} p_J \log p_J. \quad (2.44)$$

La version jointe de l'entropie est calculée pour le couple d'images recalées $T \circ A$ et B :

$$H(T \circ A, B) = - \int_{\Omega} p_{T \circ A, B} \log p_{T \circ A, B}, \quad (2.45)$$

où $p_{T \circ A, B}$ est la distribution jointe des images $T \circ A$ et B . L'entropie est une mesure de dissimilarité, puisque la quantité de l'information apportée par $T \circ A$ et B doit être minimale (pour les images parfaitement alignées).

L'*information mutuelle MI* (*Mutual Information*), en tant que fonction de critère de recalage multimodal, a été introduite par Maes *et al.* [104] et simultanément par Viola et Wells [182]. *MI* est construite à l'aide de l'entropie (équations 2.44 et 2.45) :

$$MI(T \circ A, B) = H(T \circ A) + H(B) - H(T \circ A, B). \quad (2.46)$$

MI représente l'information exprimée à la fois pour les deux images et l'objectif du recalage est alors de la maximiser.

Le changement de la zone de chevauchement d'images (Z sur la figure 2.2) en cours du processus de recalage (causé par les changements de T) entraîne le fait que l'information mutuelle *MI* n'est plus comparable. Une mesure plus robuste à cet effet, proposée par Studholme *et al.* [168], est l'*information*

mutuelle normalisée (*NMI*, *Normalized Mutual Information*) :

$$NMI(T \circ A, B) = \frac{H(T \circ A) + H(B)}{H(T \circ A, B)}. \quad (2.47)$$

Le *coefficient de corrélation entropique* (*ECC*) est une variante de la *NMI* introduite par Maes *et al.* [104] :

$$ECC(T \circ A, B) = \frac{2MI(T \circ A, B)}{H(T \circ A) + H(B)} = 2 + \frac{2}{NMI(T \circ A, B)}, \quad (2.48)$$

Il a été récemment utilisé dans la référence [37].

Information mutuelle généralisée. L'*information mutuelle généralisée*, nommée également *f*-information, a été explorée dans le cadre du recalage multimodal [142, 149]. Comme *MI* est définie à partir de *H* (entropie de Shannon, équation 2.44), sa version généralisée MI_f autorise l'utilisation d'une fonction arbitraire *f* au lieu de l'expression logarithmique de l'équation 2.44 :

$$H_f(J) = - \int_{\Omega} f(p_J). \quad (2.49)$$

La fonction *f* peut être sélectionnée de façon à être optimale pour un problème de recalage particulier [136]. Les équations 2.46 à 2.48 permettent de définir les *f*-mesures (MI_f , NMI_f , ECC_f), en remplaçant l'entropie de Shannon *H* par H_f .

Parmi les nombreuses mesures généralisées, nous pouvons distinguer deux mesures d'écart assez répandues dans les applications de recalage. Il s'agit de mesure d'écart entre distributions de probabilité, et sont appelées divergences :

- La divergence de Rényi (Jensen-Rényi) :

$$R_{\alpha}(T \circ A || B) = \frac{1}{\alpha - 1} \log \int_{\Omega} p_{T \circ A}^{\alpha} p_B^{1-\alpha} \quad (2.50)$$

est une mesure définie pour un paramètre $\alpha > 0$. Elle se transforme en information mutuelle classique (équation 2.46) pour $\alpha \rightarrow 1$ [142]. L'utilisation de R_{α} en tant que fonction de critère peut être trouvée dans les références [124, 70, 154].

- La divergence de Kullback-Leibler :

$$D_{KL}(T \circ A || B) = \int_{\Omega} p_{T \circ A} \log \frac{p_{T \circ A}}{p_B} \quad (2.51)$$

a été appliquée pour le recalage des images CT, IRM et TEP [65]. Il est à noter, que R_{α} et D_{KL} ne sont pas symétriques, ce qui est symbolisé par la notation $||$, présente dans les équations 2.50 et 2.51.

Extensions de l'information mutuelle. Les mesures entropiques, présentées ci-avant, se caractérisent par leur approche globale : les distributions p sont calculées pour les images entières (ou pour la région d'intérêt Z). L'idée de calculer la densité de probabilité localement, i.e. pour plusieurs petits fragments d'images, a conduit à des approches connues comme l'information mutuelle par régions (*Regional Mutual Information*) [74, 84, 167].

D'autres travaux exploitent l'intégration des informations locales pour le calcul de l'information mutuelle. Zhuang *et al.* [194] ont couplé l'approche de MI globale (calculée pour l'image complète) avec les MI déterminées localement par régions. L'incorporation des données liées à leur position sur une image [97], ou aux gradients [141] conduit à l'augmentation de la taille du problème et à une complexité numérique très importante. D'ailleurs, la définition de l'information mutuelle du second ordre [152], qui exprime les co-occurrences des pixels dans leurs voisinages, utilise les histogrammes 4D. Dans le même contexte de problèmes de complexité numérique élevée, nous pouvons trouver des essais d'intégration de caractéristiques locales (*feature vectors*, cf. section 2.5.1.2) [77, 55, 155].

Les informations généralisées et l'incorporation de données locales permettent d'obtenir des résultats plus précis, mais en augmentant la complexité numérique [163].

2.5.2.3 Réduction au cas monomodal : DRR et autres

La mise en correspondance des images multimodales peut aussi être résolue par la réduction du problème au cas monomodal. Deux techniques peuvent être distinguées : simulation d'une modalité vers une seconde et conversion de deux images vers une modalité commune.

La technique de simulation de la radiographie synthétique, appelée DRR (*Digitally Reconstructed Radiography*) est fréquemment utilisée dans les applications de recalage 3D/2D entre les images tridimensionnelles (scanner CT) et les images rayons X [108]. La DRR est obtenue par l'algorithme du lancer de rayons, qui passent à travers le volume : les intensités des voxels intersectés par les rayons sont accumulées et atténuées le long de ces rayons [185, 112].

Aouadi et Sarry [4] ont développé un modèle précis de la simulation des DRR, inspiré par les phénomènes physiques de l'acquisition des images CT. Dans leur algorithme de recalage, les paramètres du modèle de simulation et les paramètres de la transformation sont estimés simultanément.

Les fonctions de critère, choisies pour les approches DRR, appartiennent à la classe des mesures multimodales, puisque les images simulées ne sont pas précisément du même type que les radiographies originales. En effet, ce problème est parfois référencé comme quasi-monomodal (*quasi-intra-modal*) [108].

Une autre idée de la réduction au cas monomodal consiste à convertir les images de deux modalités différentes vers un domaine commun, constituant

la troisième modalité. Cette stratégie a été exploitée par plusieurs chercheurs, qui extrudent les contours [106, 21], les gradients [68], les level set [44] à partir des images initiales.

Conclusion de la section

Dans cette section, nous avons présenté les fonctions de critère, utilisées dans le cadre du recalage. Les approches géométriques et iconiques, qui prennent en compte un type d'informations spécifiques issu des images (données géométriques ou intensités) ont également été exposées.

Les techniques fondamentales, telles que Procrustes, ICP, mesures à base de statistiques ou de l'information mutuelle, ont été présentées. Les contributions actuelles dans ce domaine consistent à améliorer les algorithmes principaux selon certains aspects (par exemple rendre la méthode ICP plus robuste aux conditions initiales [133]) ou les adapter pour des problèmes particuliers (cf. section 2.5.2.3). À ce jour, les chercheurs se focalisent sur les approches composées (voir section 2.7), qui enchaînent plusieurs méthodes en augmentant leur précision (méthodes multi-échelles, section 2.7.1), ou qui exploitent à la fois plusieurs types d'informations de l'image (méthodes hybrides, section 2.7.3).

Dans nos travaux concernant le recalage de l'aorte, nous avons construit une méthode composée (voir chapitre 3). La première partie peut être considérée comme géométrique (cf. chapitre 5), sans connaissance d'appariement (cf. section 2.5.1.2). La seconde partie est basée sur le critère iconique, utilisant l'approche DRR (cf. section 2.5.2.3).

2.6 Optimisation

La majorité des méthodes de recalage utilise des techniques d'optimisation non-linéaire pour estimer les paramètres de la transformation recherchée.

Une technique d'optimisation a pour objectif de trouver les valeurs des paramètres, qui maximise (ou minimise) une fonction. Dans cette section, nous utilisons le symbole p pour représenter l'ensemble des k paramètres devant être optimisés :

$$p = \left(p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(k)} \right), \quad (2.52)$$

où $p^{(i)}$ est le i -ème paramètre scalaire de la transformation cherchée T .

Pour le cas du recalage, les paramètres à optimiser sont issus de la transformation T (section 2.4) ; la fonction optimisée correspond à un critère de similarité ou dis-similarité (section 2.5).

A priori, le processus d'optimisation non-linéaire reste générique et est indépendant du problème à résoudre, que ce soit pour une tâche de recalage ou pour une autre ayant pour but de trouver des valeurs optimales.

Néanmoins, des techniques d'optimisation adaptées à des cas particuliers de recalage ont été proposées [163]. Plus particulièrement, des variantes de méthodes d'optimisation classiques [78] permettent de gérer, de manière efficace, les différents types de paramètres de la transformation (translation, rotation, etc.).

Dans la suite, nous présentons des techniques d'optimisation, qui peuvent être intégrées dans le processus de recalage d'images. Les quatre parties suivantes décrivent les méthodes d'optimisation continues (section 2.6.1), discrètes (2.6.2), heuristiques (2.6.3) et directes (section 2.6.4).

2.6.1 Méthodes continues

L'optimisation continue est une classe de techniques de recherche locale. Elle consiste à démarrer une suite de déplacements dans le domaine des paramètres, à partir d'un point de départ p_0 (valeur d'initialisation des paramètres). Les distances et les directions de ces déplacements sont calculées de façon itérative, pour que la nouvelle position (configuration des paramètres) améliore la valeur de la fonction à optimiser.

Après un certain nombre d'itérations, les techniques continues sont garanties d'atteindre un optimum local, situé à proximité du point d'initialisation p_0 . Cette caractéristique nécessite, afin d'utiliser des méthodes d'optimisation locale, de vérifier les deux hypothèses suivantes :

- initialisation proche de la position optimale : le processus d'optimisation atteint l'optimum global (qui est à la fois un optimum local), si le point de départ p_0 est proche de ce dernier
- fonction de critère ayant un seul maximum (ou minimum) dans le domaine de paramètres considéré : quelle que soit la position initiale p_0 , l'optimum unique est atteint.

Si aucune de ces hypothèses ne peut être garantie, les méthodes d'optimisation globale (présentées aux sections 2.6.2 et 2.6.3) sont plutôt à envisager.

Le fonctionnement d'une méthode continue d'optimisation peut être caractérisée par l'équation 2.53. Le processus itératif effectue des déplacements dans l'espace des paramètres choisissant, pour une itération t , une direction de recherche d_t et un facteur de vitesse α_t . La convergence vers la position optimale (au sens local) est obtenue à la suite de plusieurs répétitions de la procédure :

$$p_{t+1} = p_t + \alpha_t d_t(p_t). \quad (2.53)$$

Les techniques d'optimisation, présentées dans la suite de cette section, sont distinguées en fonction de la définition de ces termes. Par la suite, F désigne la fonction à optimiser.

Descente de gradient. Cette technique définit la direction d'avancement d_t (équation 2.53) en fonction du gradient de F , pour le point actuellement

considéré p_t :

$$d_t = -\nabla F(p_t). \quad (2.54)$$

Le paramètre de vitesse α_t peut être défini de plusieurs manières : (a) constant $\alpha_t = \alpha$, (b) diminuant dans le temps $\alpha_{t+1} \leq \alpha_t$; (c) proportionnel à la magnitude du gradient $\alpha_t \propto \|\nabla F(p_t)\|$ ou (d) calculé pour chaque itération indépendamment, selon la direction d_t (*line search*) [85].

Le principal inconvénient de la descente de gradient est sa faible vitesse de convergence (asymptotique).

Gradients conjugués. La stratégie d'optimisation des gradients conjugués exploite, pour l'itération courante t , les directions précédentes d_{t-1}, d_{t-2}, \dots afin d'accélérer le processus de convergence :

$$d_t = d_t(\nabla F(p_t), d_{t-1}, d_{t-2}, \dots) \quad (2.55)$$

La direction d_t est calculée de façon à ne pas suivre les directions précédemment choisies : typiquement elle est une combinaison linéaire des directions précédentes et du gradient $-\nabla F(p_t)$.

Méthode de Powell. Le principe du choix de la direction d_t en fonction des précédentes est aussi présent dans l'algorithme de Powell. Son avantage est qu'il ne requiert pas le calcul des gradients.

Les directions élémentaires sont initialement définies par les vecteurs de la base e^i ($i = 1, \dots, k$; k étant le nombre de paramètres). À chaque itération, d_t est calculée à partir de la combinaison linéaire des mises-à-jour selon ces directions. La direction élémentaire la plus pertinente (ayant la plus grande contribution dans le calcul de d_t) est ensuite remplacée par $d_t - d_{t-1}$ pour les itérations suivantes $t + 1, \dots$.

Il existe également une version simplifiée de l'algorithme de Powell, appelée *Hill Climbing* (reprise dans les références [37, 40]). Cette technique effectue l'optimisation selon les directions élémentaires fixées à e^i , i.e. $d_t = e^j$, où $j = (t - 1 \bmod k) + 1$.

Malgré la convergence plus lente par rapport aux techniques basées sur les gradients, la méthode de Powell (et, par conséquent, *Hill Climbing*) est adaptée aux problèmes pour lesquels le calcul du gradient de la fonction de critère est difficile voir impossible.

Techniques newtoniennes et quasi-newtoniennes. Les méthodes d'optimisation newtoniennes utilisent la hessienne, qui est considérée comme plus efficace que le gradient pour la détermination de la direction de recherche. d_t est alors calculée de la façon suivante :

$$d_t = -H^{-1}(F(p_t))\nabla(F(p_t)). \quad (2.56)$$

Puisque le calcul analytique de la hessienne est un problème difficile à effectuer, les méthodes quasi-newtoniennes [163] consistent à fournir une approximation \hat{H}_t du hessien, durant le déroulement du processus d'optimisation. Notons un algorithme de Gauss-Newton, pour lequel la hessienne est estimée à partir d'une approximation de la matrice jacobienne : $\hat{H} = \hat{J}^T \hat{J}$.

Méthode de Levenberg-Marquardt. Une des techniques les plus souvent utilisées dans le cadre du recalage, adapte à la fois l'approche newtonienne (basée sur l'utilisation de la hessienne) et le principe des gradients. La direction de recherche d_t prend alors la forme :

$$d_t = - (H^{-1} + \beta_t I) \nabla F(p_t), \quad (2.57)$$

où I est la matrice identité et β_t un paramètre de vitesse de convergence.

Versions stochastiques des méthodes continues. Dans de nombreux problèmes de recalage, le calcul des gradients, ou des matrices jacobiennes n'est pas possible, dû à l'absence de formulation explicite de la fonction de critère ou dû à ses caractéristiques (discontinuité, non-différentiabilité).

Les méthodes stochastiques utilisent des estimations du gradient $\hat{g}(F)$ au lieu du gradient analytique ∇F . La solution la plus répandue consiste à exploiter les différences finies Δp_i pour le calcul de \hat{g} . Parmi les autres, on peut distinguer la perturbation simultanée, pour laquelle le calcul des différences finies est effectué selon des directions aléatoires et la méthode qui estime \hat{g} à partir des différences finies Δd_i , ($i = 1, \dots, K$), calculées pour un nombre de directions K supérieur à la dimension de l'espace de paramètres k [85].

Conclusion. Les méthodes d'optimisation continue sont utilisées dans les cas, où l'espace de paramètres est limité au voisinage de l'optimum global, excluant la présence d'autres optima locaux. Dans ce cas, une technique continue donne un résultat dont la précision est limitée par le nombre d'itérations autorisé.

Par contre, les problèmes d'optimisation avec les contraintes de paramètres (voir section 2.4.3), impliquent soit un besoin d'adaptation des méthodes continues, particulièrement à une tâche donnée [163, 78], soit l'utilisation des multiplicateurs de Lagrange, qui augmentent la dimension de l'espace de recherche.

2.6.2 Méthodes discrètes

Contrairement aux approches continues (recherche locale précise) l'optimisation discrète effectue une exploration globale des résultats possibles,

dans le domaine des paramètres spécifié. Ainsi, l'initialisation du processus discret n'est pas aussi cruciale qu'avec les techniques continues.

D'ailleurs, la précision des résultats obtenus par des méthodes discrètes est toujours limitée par la taille de la discrétisation. D'un côté, une précision importante souhaitée peut conduire à un problème de complexité numérique trop grand à gérer ; d'un autre côté, une discrétisation insuffisamment dense risque de trouver un résultat trop éloigné de l'optimum global.

Les méthodes discrètes sont adaptées aux problèmes d'optimisation avec contraintes (voir section 2.4.3). Les configurations impossibles des paramètres sont ignorées à l'étape de la génération de l'échantillon des configurations considérées. Dans le cas des méthodes d'optimisation continue, une gestion des contraintes est plus problématique (cf. section 2.6.1).

Nous avons choisi de présenter deux techniques discrètes d'optimisation : l'échantillonnage et les chaînes de Markov. La première, simple et facile à implémenter, est couramment utilisée en particulier pour un recalage grossier ou initial ; la seconde s'exprime en termes d'algorithmes de graphes.

Échantillonnage. La méthode la plus simple d'optimisation discrète est basée sur l'échantillonnage. L'espace des paramètres est partitionné de façon homogène afin de sélectionner des points distribués régulièrement dans cet espace. L'algorithme choisit une solution optimale à partir des points sélectionnés, en utilisant une fonction de critère pour évaluer les configurations des paramètres.

La technique d'échantillonnage est adaptée aux problèmes d'estimation d'un petit nombre de paramètres, comme dans notre technique de recalage 3D/2D (section 5.2), pour laquelle l'estimation de deux angles de rotation s'effectue par une discrétisation avec une précision de 5° . D'autres applications de cette approche se trouvent dans les références [79, 134, 121, 113].

En pratique, l'échantillonnage est utilisé dans les approches hiérarchiques : une discrétisation grossière de l'espace entier des paramètres détecte des points potentiellement proches des extréma ; puis, des discrétisations plus fines sont effectuées dans le voisinage des points détectés précédemment (voir section 2.7.1).

Chaînes de Markov. Les travaux récents dans le domaine de l'optimisation discrète se sont focalisés sur l'utilisation des chaînes de Markov (*MRF*, *Markov Random Field*). Le problème d'optimisation est y formulé selon la théorie des graphes. Les sommets du graphe MRF correspondent aux paramètres à optimiser par le processus. Les arêtes représentent les termes de régularité (voir section 2.4.3). Le but de l'algorithme est de minimiser l'énergie globale du graphe, caractérisée par l'équation 2.58.

Pour ce faire, un étiquetage des sommets est réalisé : une étiquette d'un sommet correspond à la valeur assignée au paramètre, et la minimisation

de l'énergie globale du graphe revient à trouver un étiquetage optimal des sommets. La qualité d'alignement des images et la qualité de régularité de la transformation sont représentées sous la forme de potentiels p et q , calculés respectivement pour les sommets et pour les arêtes :

$$P_{\text{MRF}} = \sum_{v \in V} p(e_v) + \sum_{(v,w) \in E} q(e_v, e_w) \quad (2.58)$$

où

V, E sont les ensembles des sommets et des arêtes du graphe,

P_{MRF} est le potentiel global ou l'énergie du graphe (V, E) ,

e_v correspond à l'étiquette du sommet v (i.e. la valeur du paramètre associé à v),

$p(e_v)$, le potentiel du sommet v étiqueté par e_v , mesure le coût d'alignement pour lequel le paramètre vaut e_v ,

$q(e_v, e_w)$, le potentiel de l'arête (v, w) , représente le coût de la régularisation pour des valeurs e_v et e_w des paramètres v et w .

La minimisation de P_{MRF} par l'affectation des étiquettes optimales est une tâche combinatoire non triviale. De nombreuses méthodes ont été proposées pour aborder ce problème. On peut remarquer [163] l'application des algorithmes *graph-cut*, *push-relabel*, α -expansion, des techniques à base de propagation de croyance (*belief propagation*) [131] et de programmation linéaire (*Fast-PD*, *TRW-S*). Une revue plus détaillée des méthodes d'optimisation à base de chaînes de Markov, appliquées au recalage d'images, est proposée par Sotiras *et al.* [163].

2.6.3 Méthodes heuristiques

La caractéristique importante des techniques d'optimisation présentées ci-avant est leur garantie d'obtenir un résultat optimal, si certaines conditions sont vérifiées :

- une méthode continue converge vers l'optimum global, sous réserve de l'initialisation correcte du point de départ (configuration initiale des paramètres),
- une méthode discrète retourne la solution avec une précision fixée, si la discrétisation de l'espace de paramètres est suffisamment dense.

En pratique, ces conditions nécessaires peuvent être difficiles à garantir, surtout à cause d'un grand nombre de paramètres et de la complexité numérique des calculs. Dans ce cas, il est possible d'envisager une des techniques heuristiques, décrites par la suite.

Une méthode heuristique engage l'effet de perturbations stochastiques lors du processus itératif d'optimisation. Au lieu de chercher la solution de manière déterministe (comme le font les approches continues en suivant une

direction d'amélioration, ou les approches discrètes en se basant sur la technique de l'échantillonnage), des « sauts » aléatoires dans l'espace des paramètres sont autorisés. Cela évite (potentiellement) une convergence vers d'éventuels optima locaux, permettant ainsi de changer les zones d'attractions et de trouver la solution correcte.

Cependant, l'imprévisibilité des résultats, entraînée par le comportement aléatoire de l'algorithme, ne peut pas garantir la réussite du processus. Chaque déroulement de la méthode heuristique peut produire différentes itérations (résultats intermédiaires), ainsi que des réponses finales différentes.

Dans la suite, nous présentons quatre techniques principales d'optimisation heuristique, utilisées dans le cadre du recalage d'images : recuit simulé, méthode de Monte-Carlo, algorithmes évolutionnaires et regroupement stochastique.

Recuit simulé. L'une de méthodes heuristiques les plus connues est la technique du recuit simulé (*Simulated Annealing*), inspirée du phénomène de la cristallisation de l'acier dans la métallurgie, durant laquelle certains changements spontanés du matériel peuvent être observés.

L'algorithme d'optimisation se base sur l'approche de recherche locale (voir section 2.6.1), mais avec la possibilité de perturbations aléatoires des paramètres, durant chaque itération. La probabilité et la valeur d'une telle perturbation sont gérées avec la notion de *température de recuit*. Au démarrage de l'algorithme, la haute température favorise des « sauts » fréquents. Lorsque les itérations avancent, la température diminue, minimisant ainsi la probabilité des déplacements spontanés dans le domaine de paramètres, ce qui stabilise le processus de convergence.

L'optimisation basée sur le recuit simulé a été appliquée pour de nombreux problèmes de recalage, en particulier dans les références [105, 41, 181, 196].

Méthode de Monte-Carlo. La technique générale de Monte-Carlo peut être considérée comme une méthode d'optimisation de recalage d'images [47, 42]. Elle ressemble au processus discret de recherche globale (voir section 2.6.2), sauf que l'échantillon des points du domaine des paramètres est généré de façon aléatoire. La loi des grands nombres entraîne que le résultat est proche de l'optimum. Néanmoins, la taille de l'échantillon nécessaire peut devenir très importante.

La méthode de Monte-Carlo peut aussi être utilisée en combinaison avec d'autres techniques, de façon à délivrer un échantillon aléatoire des positions initiales, par exemple pour les deux méthodes décrites ci-après.

Algorithmes évolutionnaires. Les approches évolutionnaires sont inspirées du comportement des colonies d'organismes vivants dispersées dans

l'espace. La survie d'un individu et la taille de la population dans son voisinage dépendent des conditions locales. Ces règles ont amené à la construction d'algorithmes, pour lesquels l'optimisation est modélisée comme une évolution de la population des organismes (points dans l'espace des paramètres), sous conditions de survie (fonction de critère).

Un échantillonnage aléatoire (par exemple, obtenu à la suite de la technique de Monte-Carlo), positionne les points initiaux. À chaque itération, en fonction des conditions locales, les points soit disparaissent (environnement hostile), soit se reproduisent (environnement favorable), donnant ainsi naissance à de nouvelles « générations » distribuées autour de leurs ancêtres. Après plusieurs étapes, seuls les points situés dans la proximité des optima (indiquant les meilleures conditions) sont supposés survivre.

Dans la chaîne de recalage que nous proposons, nous utilisons l'algorithme d'optimisation évolutionnaire appelé $(1 + 1)ES$ (*One Plus One Evolution Strategy*), introduit par Styner *et al.* [169]. Cette technique a été mise en œuvre dans le contexte du recalage 3D/2D [165].

La revue complète pour d'autres algorithmes évolutionnaires engagés dans un processus de recalage, est proposé par Santamaría *et al.* [157].

Regroupement stochastique. La méthode de regroupement stochastique (*Stochastic clustering*) consiste à détecter des régions (*clusters*) pour lesquelles les valeurs de la fonction de critère sont maximales. Une version modifiée de la méthode de regroupement stochastique, proposée par Aouadi et Sarry [5], est adaptée à l'optimisation au sein du recalage.

Les points de l'échantillonnage, issu de la technique de Monte-Carlo, sont regroupés pour former plusieurs sous-régions (*clusters*) de l'espace de paramètres. Par la suite, les meilleurs *clusters* (ayant les valeurs maximales de la fonction optimisée) définissent le nouvel espace de recherche ainsi diminué ; celui est regroupé à nouveau, de façon hiérarchique (voir section 2.7.1).

En conclusion, les méthodes heuristiques, malgré leur comportement aléatoire et l'incertitude théorique d'obtenir la solution optimale, ont trouvé leur place dans le cadre du recalage d'images. En pratique, l'effet stochastique de ces approches permet d'éviter les optima locaux de la fonction de critère et d'accélérer les calculs, par rapport aux techniques classiques continues ou discrètes.

2.6.4 Méthodes directes

Il existe des méthodes de recalage qui n'engagent pas de processus itératifs d'optimisation. Dans ce cas, le résultat (transformation T) est obtenu par un calcul direct des paramètres, sans recherche dans l'espace des solutions (comme pour l'optimisation discrète) et sans convergence locale (vue dans les techniques continues).

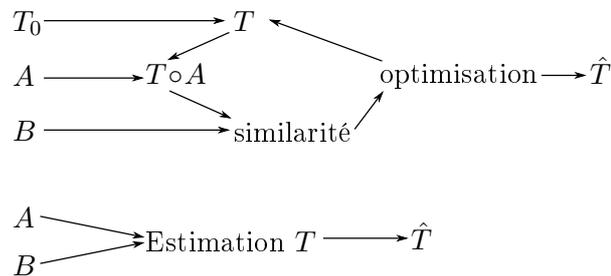


FIGURE 2.12 – Différence entre les approches itératives et directes de recalage. En haut, le schéma d’une méthode utilisant une optimisation itérative (cf. figure 2.3) ; en bas, le schéma d’une méthode directe.

La mise en correspondance des images est effectuée à l’aide d’un algorithme qui estime les valeurs des paramètres dans une seule et même phase (figure 2.12), contrairement aux techniques itératives basées sur des améliorations successives du résultat. Les deux principales différences de ces deux approches sont les suivantes :

- le processus d’optimisation de la méthode itérative est remplacé par un processus d’estimation, fournissant les paramètres de la transformation après un seul calcul ;
- la fonction de critère n’est utilisée ni pour la recherche de la solution, ni pour l’évaluation des résultats intermédiaires ; son rôle est d’évaluer le résultat final, obtenu par le processus d’estimation. Elle peut ainsi être qualifiée de *mesure a posteriori* (calculée après).

Les méthodes de recalage directes ne sont pas nombreuses. Nous pouvons citer une technique du calcul analytique de la transformation rigide 2D à partir des points appariés [33]. Le travail plus récent de Ho et Yang [76] utilisant l’approche géométrique (section 2.5.1.1), permet de déterminer la transformation affine 2D à l’aide de l’analyse complexe. Heikkilä [71] a développé un algorithme qui calcule la transformation affine 2D à partir des invariants des moments géométriques des images.

Une approche intéressante a été proposée par Freiman *et al.* [52]. Leur méthode de recalage 3D/2D est basée sur le calcul direct des paramètres de la transformation dans le plan, par décomposition des images par la transformée de Fourier et utilisation des invariants de translation, rotation et mise à l’échelle 2D. Les deux rotations hors plan sont néanmoins obtenues suite à un processus d’optimisation basé sur la corrélation normalisée.

La méthode de recalage par ITD, que nous avons développée le long de cette étude (présentée au chapitre 5), s’inscrit dans le cadre des méthodes directes. Elle consiste à trouver une transformation 2D grâce à des descripteurs de paramètres de la transformation (*image transformation descriptors*,

ou ITD), qui sont calculés pour chaque image indépendamment. Nous proposerons aussi une version 3D/2D de cette méthode qui n'est plus directe, suite à la recherche globale de deux paramètres de la rotation 3D (section 5.2).

Résumé de la section

Dans cette section, sont présentées les techniques d'optimisation, utilisées dans le cadre de recalage. L'optimisation continue donne des résultats précis sous condition, que l'initialisation du processus est proche de la solution optimale. Les approches discrètes, quant à elles, sont plus robustes aux conditions initiales, mais sont caractérisées par une précision fixée, inversement proportionnelle à la taille du problème. Les méthodes d'optimisation heuristique sont souvent utilisées pour le recalage d'images, puisqu'il n'est pas obligatoire de leur fournir une initialisation précise ; mais les résultats obtenus ne sont pas forcément les meilleurs. Nous avons remarqué aussi des techniques de recalage direct, qui n'engagent pas de processus d'optimisation.

Pour la partie iconique de notre méthode de recalage (cf. section 3.3.2), nous avons choisi l'algorithme de Powell. L'engagement d'un algorithme d'optimisation basé sur le calcul de gradients n'était pas possible : le temps de calcul des gradients de la mesure de similarité choisie (information mutuelle, cf. section 2.5.2.2) est trop important. Le choix de l'optimisation continue est possible grâce à la méthode directe de recalage ITD (cf. section 3.3.1), déroulée préalablement ; son résultat permet d'initialiser la partie iconique proche de la solution optimale (cf. section 6.3.4), sans risque de tomber dans un extremum local.

À cette étape, nous avons fini la présentation des trois composantes générales d'un algorithme de recalage : les transformations (section 2.4), les fonctions de critère (section 2.5) et les processus d'optimisation (section 2.6).

La suite de ce chapitre est consacrée aux techniques particulières, qui sont en corrélation avec le contexte de notre travail. La section suivante décrit les méthodes de recalage composées de plusieurs techniques de base. En particulier, est présenté le principe du recalage hybride, qui utilise à la fois les approches iconiques et géométriques (section 2.7.3). Les deux dernières sections présenteront le recalage 3D/2D, permettant d'aligner une image volumique avec une image de projection (section 2.8), puis les travaux récents concernant le recalage de structures cardiovasculaires (section 2.9).

2.7 Recalage hybride et approches composées

Les techniques de recalage présentées ci-avant ont certaines limitations ou inconvénients provenant de leur formulation, notamment :

- les méthodes géométriques (section 2.5.1) sont typiquement plus rapides que les méthodes iconiques, mais exigent une étape supplémentaire de segmentation ;
- les méthodes iconiques (section 2.5.2), effectuent une mise en correspondance utilisant l'ensemble des pixels de l'image, tandis que les approches géométriques ne prennent en compte que les points segmentés (ignorant ainsi les zones d'images sans information géométrique) ;
- les processus d'optimisation discrète (section 2.6.2) peuvent trouver une solution globale (en évitant les optima locaux), mais avec une précision limitée ; les approches continues (section 2.6.1) donnent des résultats précis, mais sans l'assurance qu'ils ne soient pas atteints pour des optima locaux.

Afin de profiter des avantages et de réduire les inconvénients des techniques décrites aux sections précédentes, des méthodes composées de plusieurs algorithmes élémentaires ont été développées. Trois approches composées seront présentées dans cette section :

- les techniques multi-échelles (hiérarchiques), qui traitent le problème en plusieurs niveaux de complexité et les résolvent tout en augmentant progressivement la précision (section 2.7.1),
- les techniques composées d'une séquence de différents algorithmes de base (section 2.7.2) ;
- les techniques hybrides, qui comportent à la fois les approches géométriques et iconiques (section 2.7.3).

2.7.1 Techniques multi-échelles

L'approche multi-échelles, également appelée hiérarchique, consiste à diviser le problème en différents niveaux de complexité numérique. L'objectif est d'effectuer les calculs d'abord pour les tâches les moins complexes ; les résultats sont grossiers, car obtenus pour des données réduites. Dans les phases suivantes, l'initialisation est fournie par les résultats précédents et la complexité du problème est progressivement augmentée. Grâce à cette partition en sous-étapes hiérarchiques, la méthode multi-échelles tire un bénéfice au niveau du temps de calcul (premières itérations effectuées pour des données moins complexes) ou au niveau de la vitesse de convergence (moins d'itérations).

Cette approche hiérarchique peut être appliquée pour plusieurs composantes de la méthode de recalage :

Taille d'images : les images originales à recalcr sont utilisées pour générer des images de taille réduite ; typiquement, les dimensions d'images originales sont divisées par deux, quatre, etc., formant ainsi la suite des images de la résolution la plus faible à la résolution maximale (originale). Chaque niveau considéré contient la moitié de données (pixels) par rapport au niveau suivant (voir figure 2.13). Les méthodes de re-

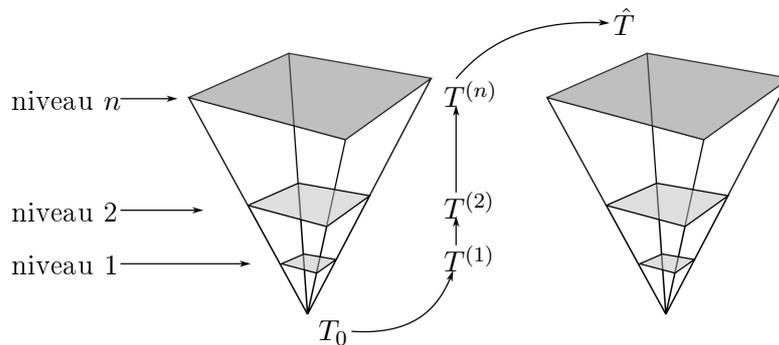


FIGURE 2.13 – Recalage multi-échelles. Les « pyramides » d’images de résolution croissante créent plusieurs niveaux de précision d’alignement. Le niveau i (résolution plus faible) donne le résultat grossier $T^{(i)}$, utilisé pour l’initialisation des paramètres pour le recalage du niveau $i + 1$. La transformation finale $\hat{T} = T^{(n)}$ est calculée pour la résolution d’images la plus haute (originale).

calage géométriques (section 2.5.1) peuvent aussi profiter de cette approche, en réduisant la quantité des données géométriques.

Densité de la discrétisation : pour les techniques d’optimisation discrète (section 2.6.2), la densité de l’échantillonnage des paramètres peut être définie en plusieurs niveaux : initialement, une discrétisation creuse limite l’espace de recherche des paramètres, puis la densité de l’échantillon est progressivement augmentée lors des étapes successives.

Complexité de la transformation : la transformation, quant à elle, peut être définie selon différents niveaux de précision (voir section 2.4.5). Le recalage hiérarchique consiste à déterminer, pour les niveaux successifs, des correspondances de données de plus en plus détaillées.

Précision de l’estimation : il est également possible de contrôler la précision des étapes de la méthode en modifiant les paramètres des algorithmes, par exemple :

- différents niveaux de complexité numérique peuvent être obtenus suite à l’ajustement du nombre de classes des histogrammes, utilisés par une mesure de similarité multimodale (section 2.5.2.2),
- la vitesse de convergence peut être accélérée par le changement du facteur de vitesse α (équation 2.53) lors de l’utilisation d’une méthode d’optimisation continue (section 2.6.1).

La construction d’une technique du recalage multi-échelles est une solution indispensable pour les tâches de haute complexité numérique, surtout en 3D. Notre méthode de mise en correspondance 3D/2D de l’aorte (présentée au chapitre 3) est construite selon une approche hiérarchique, pour laquelle la phase du recalage iconique s’effectue en deux niveaux de résolution

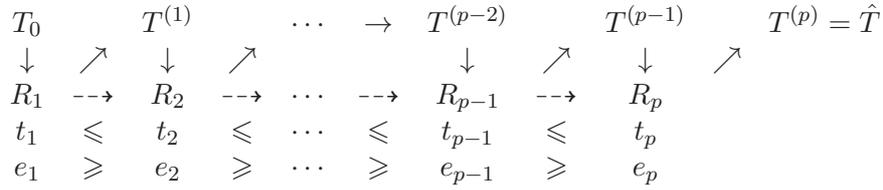


FIGURE 2.14 – Recalage composé de p techniques élémentaires. Différents algorithmes sont enchaînés pour accélérer les calculs et les rendre plus précis. Les méthodes R_1, R_2, \dots, R_p sont ordonnées des plus rapides aux plus lentes (le temps de calcul devient plus important $t_1 \leq \dots \leq t_p$). La précision des méthodes successives augmente (les erreurs des résultats intermédiaires diminuent : $e_1 \geq \dots \geq e_p$). $T^{(i)}$ indique la transformation calculée avec la méthode R_i .

d'images.

Remarquons, que certains problèmes de recalage ne peuvent pas être résolus avec les techniques multi-échelles. C'est notamment le cas pour les images contenant des structures minces (taille d'un pixel) comme des données géométriques fines (points, courbes, ou gradients). La réduction de la résolution enlèverait de telles informations, ces dernières ne seraient uniquement présentes que dans la résolution originale.

2.7.2 Méthodes composées de plusieurs techniques de base

La généralisation de l'approche présentée section précédente consiste à enchaîner différentes techniques de recalage, constituant ainsi une méthode dite composée. La figure 2.14 montre un schéma d'une telle chaîne d'algorithmes de base.

Le principe du fonctionnement est le même que pour l'approche multi-échelles : les techniques rapides – mais moins précises – sont exécutées avant celles donnant des résultats plus fins, qui nécessitent a priori un temps de calcul plus important. Ainsi, les méthodes plus complexes sont initialisées par les résultats des étapes précédentes ; cela permet de réduire le nombre d'itérations nécessaires et gagner du temps de calcul.

Les méthodes composées sont souvent utilisées pour le recalage non-rigide (section 2.4.5), où la transformation rigide doit être calculée initialement.

La chaîne du recalage 3D/2D de l'aorte, que nous présentons au chapitre 3, est une méthode composée et hybride en deux phases : la première – rapide –, effectuée par la méthode ITD (section 5.2) et la seconde – précise –, construite selon une approche iconique (voir section 3.3.2).

2.7.3 Recalage hybride

Les méthodes hybrides forment une catégorie particulière des algorithmes composés. Elles utilisent à la fois des techniques basées sur des données géométriques et des techniques basées sur des intensités.

La dualité des données (géométriques et iconiques) peut être exploitée de trois manières différentes, qui sont présentées dans les paragraphes suivants.

Initialisation géométrique. Une technique géométrique est déroulée au préalable ; elle sert à initialiser la méthode iconique exécutée juste après [130, 144]. Il s'agit en fait d'un cas particulier des approches composées, caractérisées section 2.7.2. Il est à noter, que Shen et Davatzikos [162] ont proposé un framework inversé, dans lequel l'étape d'initialisation iconique précède la méthode géométrique précise.

Contraintes géométriques. Dans le cas d'un recalage non rigide, la méthode iconique est contrainte par des critères issus des données géométriques. La mise en correspondance des structures segmentées est alors préservée pendant l'étape d'alignement basée sur les intensités durant laquelle les fragments d'images sont recalés sans informations géométriques [130, 57, 23, 188, 15].

Critères iconiques et géométriques couplés. La fonction de critère est construite de façon à exprimer simultanément la similarité dans le sens iconique et l'appariement des structures géométriques [72, 128, 101]. Un tel double critère conduit le processus d'optimisation à la solution, tout en respectant à la fois la correspondance des informations d'intensité et l'appariement des structures géométriques.

Autres. Une autre approche hybride consiste à exploiter les informations géométriques, pendant le calcul de la fonction de critère iconique. Dans leur méthode de recalage 3D/2D, Aouadi et Sarry [5] utilisent un modèle géométrique de la structure anatomique (construit préalablement), pour délimiter la région (sur les images) d'intérêt pour la mesure de similarité iconique. Plus précisément, une rétro-projection des points 3D du modèle géométrique est effectuée, en résulte un échantillon des points 2D, pour lesquels l'information mutuelle est calculée.

Dans notre chaîne de recalage 3D/2D, nous utilisons aussi une approche hybride, pour la partie précise de la méthode (cf. section 3.3.2). Les données géométriques, sous forme de segmentation d'aorte en 3D, permettent de localiser les voxels appartenant à l'intérieur du vaisseau. Les intensités de ces voxels, dans le volume scanner original, sont augmentées afin de rehausser la visibilité de l'aorte. Le critère à base de l'information mutuelle est alors utilisé pour cette image « rehaussée ». Bien que la mesure de similarité soit

iconique, les informations géométriques sont présentes, de façon implicite, à travers les intensités augmentées de l'aorte.

2.8 Recalage 3D/2D

On rappelle que, généralement, le but du recalage est d'établir une correspondance entre des images définies sur un même domaine spatial, par exemple 2D ou 3D. Cependant, il existe aussi des problèmes majeurs de la mise en correspondance entre des données 3D et leurs projections 2D, connus sous le nom de *recalage 3D/2D*⁷.

Le plus grand défi concernant le recalage 3D/2D est celui de la prise en charge des différentes dimensionnalités⁸ (2D et 3D) des images. Il est nécessaire de « plonger » les données dans un même domaine (3D ou 2D) afin de calculer la (dis-)similarité entre les images. Premièrement, il faut établir un système de repères correspondant à la relation spatiale entre les données 3D et 2D. Deuxièmement, une technique de réduction du problème à une même dimension 2D/2D ou 3D/3D doit être appliquée ; nous appellerons cette technique *équilibrage de dimensionnalités*.

La section 2.8.1 présente la problématique de la définition des systèmes de coordonnées et des transformations pour le cas 3D/2D. Différentes méthodes d'équilibrage des dimensionnalités des images se trouvent dans la section 2.8.2.

2.8.1 Système de repères 3D/2D

L'objectif pour la définition du système de repères de la projection est de construire un passage entre les coordonnées 3D du volume et les coordonnées 2D de l'image de projection. Pour cela, il faut reconstruire le placement et la configuration du système de projection et des données au moment de l'acquisition de l'image 2D.

La *transformation projective* exprime le passage de l'espace 3D au repère de la projection 2D. L'un des systèmes le plus fréquemment utilisé dans le cadre de l'imagerie médicale est le système sténopé, pour lequel la source de rayons est supposée ponctuelle (figure 2.15). Les paramètres définissant la projection sont les suivants :

S la position de la source de rayons (émetteur),

d la direction de la projection,

f la distance focale, c'est-à-dire la distance entre l'émetteur et le plan de la projection (intensificateur),

7. Certains auteurs utilisent aussi la notation *recalage 2D-3D*. Nous avons repris la convention de Markelj *et al.* [108], où l'ordre 3D/2D indique l'alignement des données 3D sur une image 2D.

8. Voir la remarque 2 de la page 52.

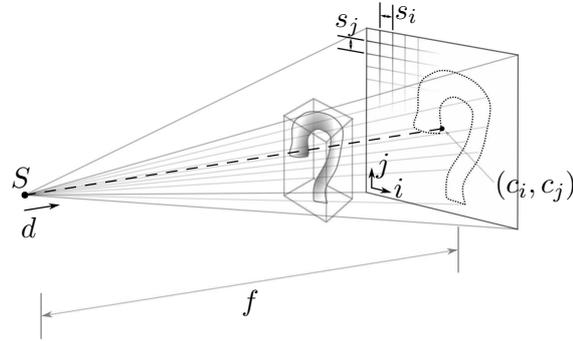


FIGURE 2.15 – Projection d’une image 3D par un système sténopé. L’émetteur est situé à la position S et orienté selon la direction d . L’image de projection se trouve à la distance focale f de S . Le centre de projection (c_i, c_j) est exprimé en coordonnées locales \vec{i}, \vec{j} de l’image et son spacing (taille du pixel selon les axes) est (s_i, s_j) .

(c_i, c_j) le centre de l’image de la projection, exprimé en coordonnées locales, (s_i, s_j) la taille des pixels de l’image, selon les axes i et j

La matrice de la projection, exprimée en coordonnées homogènes, a la forme suivante (cf. [24]) :

$$P = \begin{pmatrix} \frac{f}{s_i} & 0 & c_i & 0 \\ 0 & \frac{f}{s_j} & c_j & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.59)$$

La transformation projective correspond à la configuration du système d’acquisition d’une image 2D. Les paramètres de la projection sont généralement obtenus suite à une étape de calibration, qui détermine les caractéristiques physiques du système. Cette étape soit peut être considérée comme une étape précédant le recalage exact [24], soit peut être intégrée avec la méthode de recalage [4].

Dans le contexte de ce travail, les paramètres de la projection sont soit préalablement déterminés à partir des propriétés d’un appareil d’acquisition (distance focale f et spacing (s_i, s_j)), soit fixés par rapport au repère global (position de la source S , direction de projection d). Ils font alors partie des paramètres intrinsèques pour le recalage (cf. section 2.4.2).

La transformation T , qui est estimée par un processus de recalage entre les images source A (3D) et cible B (2D), est ainsi intégrée dans le passage des repères 3D/2D. Pour l’approche de la projection du volume A vers l’espace de l’image cible B (voir section 2.8.2.1), la mise en correspondance s’effectue entre B et la projection du volume transformé $\mathcal{P} \circ T \circ A$ (où \mathcal{P} est la projection

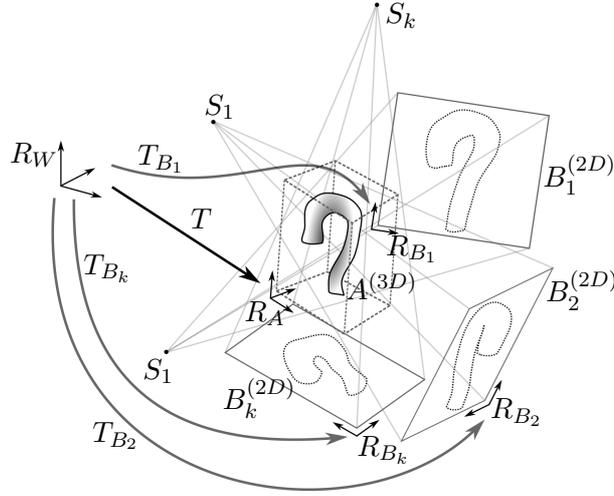


FIGURE 2.16 – Passage de repères dans le cas du recalage 3D/2D. Chaque image de projection B_i ($i = 1, 2, \dots, k$, typiquement k vaut 1 ou 2) est associée à un repère local R_{B_i} . Les paramètres des projections P_i sont exprimés par rapport au repère global R_w et sont connus suite à l'étape de calibration. La transformation cherchée T définit le passage entre les coordonnées du volume R_A et les coordonnées de l'image 2D R_{B_i} .

et T la transformation recherchée) :

$$\hat{T} = \arg \max_T \mu_C(\mathcal{P} \circ T \circ A, B). \quad (2.60)$$

Dans le cas général, \mathcal{P} et T sont des transformations quelconques et peuvent être toutes les deux l'objet d'un processus d'estimation durant le recalage [24, 4]. En ce qui concerne notre étude, la composante de la projection \mathcal{P} correspond à la matrice de projection linéaire P , avec des paramètres fixés et connus a priori (figure 2.15). T est la transformation rigide 3D (cf. section 2.4.4.1) dont les paramètres sont recherchés.

Le recalage 3D/2D peut être effectué pour de multiples projections acquises en parallèle, ce qui est le cas de l'angiographie biplan [37]. La figure 2.16 présente les passages entre les différents systèmes de repères pour l'approche comprenant deux projections. La relation entre les différents systèmes projectifs doit être préalablement connue et obtenue grâce à la calibration.

2.8.2 Équilibrage de dimensionnalités

La définition du système de coordonnées est nécessaire pour exprimer la relation entre les différents domaines spatiaux des images. Un autre problème est celui de l'évaluation de l'alignement des images 3D et 2D et par

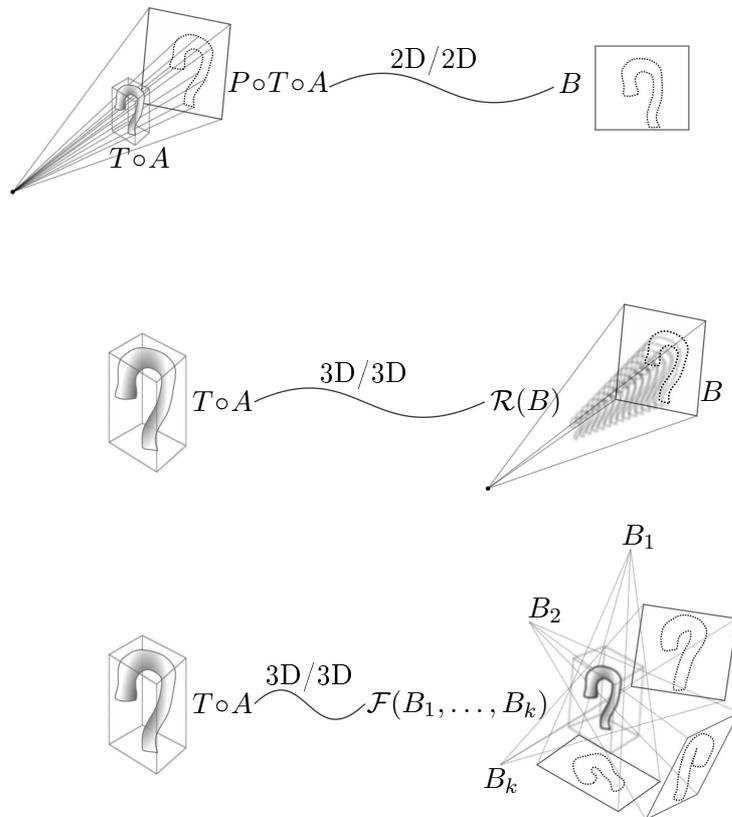


FIGURE 2.17 – Trois stratégies de recalage 3D/2D. De haut en bas : projection de l'image 3D, rétro-projection de l'image 2D, reconstruction d'un volume à partir de plusieurs projections 2D.

conséquent, de la conversion des données vers un même espace. Ceci est indispensable afin d'utiliser les fonctions de critère, présentées section 2.5 : il n'est pas possible de comparer directement des images de dimensionnalités différentes.

D'après Markelj *et al.* [108], nous pouvons distinguer trois stratégies principales⁹ pour le passage à une même dimension :

projection : le volume A est projeté suivant les paramètres du système d'acquisition \mathcal{P} ; l'image de projection résultante $\mathcal{P} \circ T \circ A$ est ensuite comparée avec l'image cible B en 2D (figure 2.17 à gauche),

rétro-projection : l'image 2D B est « remontée » de la 2D en 3D, afin de construire une approximation grossière des données volumiques $\mathcal{B}(B)$; un alignement 3D/3D est ensuite effectué entre $T \circ A$ et $\mathcal{B}(B)$ (figure 2.17

9. Il y a aussi le problème du recalage 3D/2D, où l'image cible correspond à une coupe 2D du volume ; dans ce cas, la mise en correspondance est réduite au choix de la coupe, correspondant au mieux à l'image 2D.

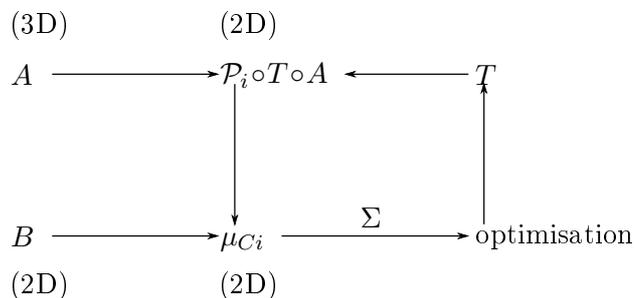


FIGURE 2.18 – Schéma d’un recalage 3D/2D par projection. Les projections de volume $\mathcal{P}_i \circ T \circ A$ sont utilisées pour calculer les valeurs de la mesure de similarité $\mu_C^{(2\text{D})}$. La mise à jour de la transformation T est obtenue par optimisation de la somme des $\mu_C^{(2\text{D})}$.

au centre),

reconstruction : un volume cible est généré à l’aide de plusieurs projections B_i ; la connaissance des relations spatiales entre les différents systèmes d’acquisition est essentiel pour fusionner les images B_i vers $\mathcal{R}(B_1, \dots, B_k)$. Le volume $T \circ A$ est ensuite recalé avec le volume reconstruit $\mathcal{R}(B_1, \dots, B_k)$.

Ces trois approches – projection, rétro-projection, reconstruction – sont présentées dans les sections suivantes.

2.8.2.1 Projection

La stratégie de la projection (voir figure 2.18) consiste à réduire la troisième dimension du volume A par génération des projections $\mathcal{P}_i \circ T \circ A$ pour chaque image cible B_i ($i = 1, \dots, k$). Les paramètres de la projection correspondent à la configuration du système d’acquisition R_{B_i} et sont fournis à l’étape de la calibration.

Le calcul de la fonction de critère $\mu_C^{(2\text{D})}$ est effectué pour les images 2D $\mathcal{P}_i \circ T \circ A$ et B_i :

$$\hat{T} = \arg \max_T \sum_{i=1}^k \mu_C^{(2\text{D})}(\mathcal{P}_i \circ T \circ A, B_i) \quad (2.61)$$

La projection du volume dépend de la transformation actuellement calculée T . Après chaque modification des paramètres de T , la projection du volume $\mathcal{P}_i \circ T \circ A$ doit être recalculée, afin d’obtenir la valeur actuelle de la fonction de critère $\mu_C^{(2\text{D})}$. L’intérêt de la réduction d’un problème de recalage 3D/2D à celui d’un recalage 2D/2D est alors contrebalancé par le besoin d’effectuer plusieurs calculs de projections.

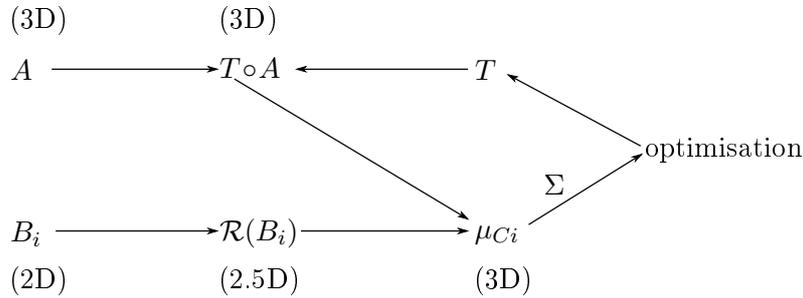


FIGURE 2.19 – Schéma d’un recalage 3D/2D selon l’approche rétro-projective. Les fonctions de critère $\mu_C^{(3D)}$ sont calculées pour les paires : volume source $T \circ A$ et volume rétro-projeté $\mathcal{R}_i(B_i)$.

Un autre inconvénient de l’approche projective est la présence d’un grand nombre d’extrema locaux des fonctions de critère. Par conséquent, la transformation cherchée T doit être initialisée à proximité de la solution optimale, afin de garantir la convergence correcte du processus d’optimisation. En pratique, l’exigence d’une bonne initialisation entraîne l’utilisation des approches composées ou hybrides (section 2.7).

Néanmoins, la technique de projection est la stratégie de recalage 3D/2D la plus fréquemment utilisée.

2.8.2.2 Rétro-projection

L’approche de rétro-projection (figure 2.19) consiste à « remonter » les données 2D présentes sur les images cibles B_i vers la 3D. Cette technique s’emploie alors dans le cas d’un recalage des structures géométriques (gradients inclus). Chaque système d’acquisition, associé avec B_i , définit alors une matrice de rétro-projection \mathcal{R}_i , qui renvoie le contenu de l’image B_i vers le volume rétro-projeté $\mathcal{R}_i \circ B_i$. Puisque l’information tridimensionnelle d’une telle image n’est pas complète, sa dimensionnalité est parfois référencée comme $2.5D$.

Dans cette stratégie, la fonction de critère est calculée pour les couples de volumes $T \circ A$ et $\mathcal{R}_i \circ B_i$:

$$\hat{T} = \arg \max_T \sum_{i=1}^k \mu_C^{(3D)}(T \circ A, \mathcal{R}_i \circ B_i). \quad (2.62)$$

Contrairement à l’approche décrite précédemment, pour laquelle l’image de la projection était recalculée après chaque modification des paramètres de T , ici, le calcul des rétro-projections n’est effectué qu’une seule fois car les matrices \mathcal{R}_i sont indépendantes de la transformation recherchée T . En revanche, la fonction de critère $\mu_C^{(3D)}$ doit évaluer une similarité des images

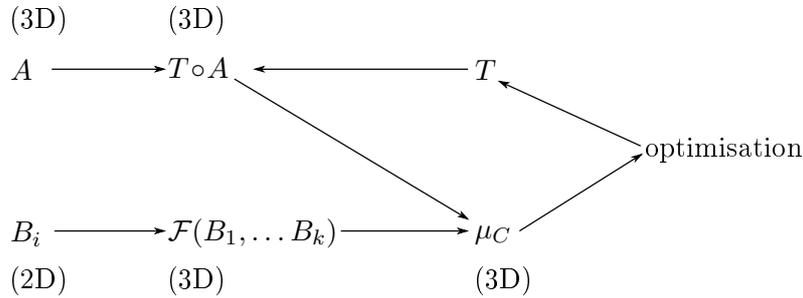


FIGURE 2.20 – Schéma d’un recalage 3D/2D selon la méthode de reconstruction.

3D, ce qui entraîne une complexité numérique plus élevée par rapport à la fonction $\mu_C^{(2D)}$ utilisée dans l’approche projective.

2.8.2.3 Reconstruction

La dernière stratégie de l’équilibrage de dimensionnalité, la reconstruction, est applicable seulement si plusieurs images de projection B_i sont disponibles. Un algorithme de reconstruction \mathcal{F} génère le volume $\mathcal{F}(B_1, \dots, B_k)$ à l’aide de toutes les images cibles B_i . Cette reconstruction 3D doit être ensuite recalée avec l’image 3D source $T \circ A$ (voir figure 2.20).

L’évaluation du critère de similarité est effectuée pour les données 3D, de la même façon qu’avec l’approche par rétroprojection (section 2.8.2.2). Cependant, la reconstruction entraîne le recalage de deux volumes uniquement ($T \circ A$ et \mathcal{F}), alors que l’approche précédente aligne séparément plusieurs paires d’images 3D ($T \circ A, \mathcal{R}_i(B_i)$).

Le processus d’optimisation a donc la forme suivante :

$$\hat{T} = \arg \max_T \mu_C^{(3D)}(T \circ A, \mathcal{F}(B_1, \dots, B_k)). \quad (2.63)$$

Résumé de la section

Nous avons présenté dans cette section les différentes techniques permettant d’aligner des images 3D avec des images en deux dimensions. Le recalage 3D/2D est un problème complexe, qui se confronte à plusieurs difficultés : le manque d’une troisième dimension de l’image cible, l’ambiguïté de la solution et le besoin d’une bonne initialisation (proche de la solution souhaitée).

La formulation de complexité numérique importante (comme par exemple les mesures de similarité à base d’information mutuelle, ou calculs pour les gradients en 3D) et l’incertitude pour la localisation de l’optimum global

exigent un grand nombre d'itérations et entraînent un temps de calcul important.

Dans ce contexte, notre méthode de recalage 3D/2D par ITD (section 5.2) se distingue par des calculs rapides et l'absence de contraintes d'initialisation. Nous avons repris l'approche projective de l'équilibrage des dimensionnalités (section 2.8.2.1) pour toute la chaîne de recalage proposée (chapitre 3), puisque la rétro-projection et la reconstruction n'étaient pas convenables (la première ne peut être appliquée que pour les données géométriques, la seconde demande plusieurs images cibles 2D à la fois, alors que nos données proviennent d'angiographie monoplan).

2.9 Recalage de structures cardiovasculaires

Cette dernière section présente une sélection des dernières contributions concernant le recalage de l'aorte et des structures cardiovasculaires. Nous commençons avec les travaux concernant le recalage 3D/2D (section 2.9.1), puis nous décrivons, section 2.9.2, plusieurs méthodes de recalage 3D/3D, proposées dans le cadre de la procédure endovasculaire et utilisant l'imagerie interventionnelle 3D. Ensuite, sont examinées les techniques de segmentation d'aorte à l'aide du recalage (section 2.9.3).

2.9.1 Recalage 3D/2D

Le recalage 3D/2D des structures cardiovasculaires est parfois exploité dans le contexte des techniques interventionnelles radiologiques. C'est le cas lors d'une procédure TAVI (*Transcatheter Aortic Valve Implantation*) ou d'une embolisation (obstruction) des anévrismes aortiques (section 1.2).

Miao *et al.* [113] ont proposé une technique de recalage du volume CTA préopératoire et de l'angiographie rayon-X peropératoire pour le remplacement de la valve aortique (TAVI). Leur méthode utilise la génération des DRR (cf. section 2.5.2.3) et mesure la corrélation des gradients issus de l'angiographie 2D et de la radiographie générée. La similarité est calculée dans une région d'intérêt contenant l'aorte et les ostia des artères coronaires. Le processus d'optimisation des paramètres de la transformation rigide s'effectue par une recherche globale (façon multi-échelles, section 2.7.1) dans le domaine des paramètres. Cette approche a été validée pour les images de 9 patients.

Dans le cadre du traitement endovasculaire de l'aorte, Demirci *et al.* [40] ont étudié la problématique d'occultation des structures anatomiques par les instruments médicaux. C'est le cas des stents, cathéters ou prothèses présents sur les images interventionnelles. Un recalage rigide 3D/2D d'un volume CTA et d'une angiographie rayons X est ainsi réalisé. Les auteurs proposent des mesures de similarité robustes de l'occultation partielle des organes, basées sur la corrélation des gradients. La méthode a été testée

pour des données simulées (entraînant des occlusions artificielles) et pour un unique jeu d'images d'un seul patient.

Une technique générale de recalage rigide 3D/2D pour les interventions vasculaires a été breveté par Liao *et al.* [94]. Les images comprennent un volume scanner préopératoire et une angiographie peropératoire. La méthode peut être appliquée aussi bien pour l'imagerie de l'aorte que pour celle de l'artère coronaire ; avec ou sans produit de contraste. L'idée est basée sur la segmentation des structures anatomiques (vaisseaux) et des outils interventionnels (cathéters), puis de leurs mises en correspondance. Le premier cas (sans contraste) consiste en l'extraction de l'aorte à partir de l'image scanner et du cathéter à partir de l'angiographie ; le deuxième cas (avec contraste) concerne le recalage du sinus coronaire, segmenté à partir du scanner et du cathéter situé dans l'artère coronaire, issu de l'angiographie. La correspondance entre les images est calculée par la minimisation des distances entre les structures extraites.

Miao *et al.* [114] ont proposé une méthode de recalage rigide 3D/2D pour le traitement endovasculaire de l'aorte abdominale. La ligne centrale de l'aorte est extraite à partir du vaisseau segmenté dans le volume CTA. La séquence de fluoroscopie avec produit de contraste est prétraitée de façon suivante : une image d'opacité maximale contient les intensités minimales de toutes les frames de la séquence ; cette image est ensuite binarisée et squelettisée afin d'obtenir une ligne centrale 2D de la projection de l'aorte. La méthode d'extraction de l'aorte opacifiée est alors similaire à celle que nous proposons dans la section 3.3.1.2. L'initialisation de la transformation est réalisée par la localisation automatique des bifurcations des artères rénales et artères iliaques. Le processus d'optimisation minimise à la fois la distance entre les lignes centrales de l'aorte sur les deux images et la distance entre les points de bifurcations des artères.

Dans sa thèse [24], Castro propose une approche de recalage 3D/2D de l'aorte abdominale, exploitant les lignes centrales des artères, obtenues par squelettisation. La méthode de recalage rigide 3D/2D s'applique aux couples volume scanner et fluoroscopie 2D. Un protocole clinique de traitement d'images dans une salle interventionnelle a également été proposé. Le recalage rigide est obtenu par minimisation de la distance géométrique entre le squelette 2D de l'aorte sur l'angiographie et entre la projection du squelette 3D issu du scanner. La correspondance non-rigide est établie par un modèle élastique de l'aorte, constitué de sphères inscrites à l'intérieur du vaisseau, dont les centres sont distribués le long de la ligne médiane de l'aorte. Les déformations du modèle sont exprimées à l'aide d'équations du réseau élastique et de contraintes stochastiques. L'optimisation exploite l'algorithme de descente de gradient (cf. section 2.6.1).

Parmi les autres travaux du domaine de recalage 3D/2D des structures vasculaires, il faut aussi s'intéresser aux applications pour le traitement endovasculaire de l'artère coronaire.

Ruijters *et al.* [151] ont proposé une technique 3D/2D qui utilise la transformée « vascularité » (*vesselness transform*), conçue pour augmenter la visibilité des petits vaisseaux sur l’angiographie rayons X. L’artère coronaire est segmentée de façon automatique dans le volume scanner, puis une carte de distances est calculée pour une projection envisagée. Le produit de la transformée de vascularité (issue de l’image peropératoire) et de la distance constitue alors une fonction de critère iconique. La transformation rigide est estimée par un algorithme de recherche globale stochastique (section 2.6.3), couplé à la méthode de Powell (section 2.6.1).

En 2013, Baka *et al.* [11] ont proposé un modèle statistique de mouvement de l’artère coronaire, utilisé pour le recalage élastique 3D/2D des paires (scanner, fluoroscopie). Le volume CTA sert à la segmentation de l’artère en 3D ; la transformée vascularité est appliquée aux images peropératoires. La minimisation de la distance entre les lignes centrales extraites de la fluoroscopie et de la projection du vaisseau segmenté permet d’estimer la transformation rigide. La partie non-rigide consiste à appliquer les trois modèles suivants : (i) mouvement de l’artère, (ii) mouvement issu de la respiration et (iii) régularisation (alignement temporel). Le choix des paramètres est fait par l’analyse en composantes principales (*Principal Component Analysis, PCA*). L’optimisation du modèle statistique engage une méthode de moindres carrés non-linéaire. Les auteurs ont validé leur approche sur 12 images de 10 patients.

Couet [37] a effectué le recalage 3D/2D des vaisseaux pulmocardiaques chez les nouveau-nés. Sa méthode prend en compte les couples angiographie biplan et scanner CTA. La transformation rigide est estimée à l’aide de la mesure iconique multimodale *ECC* (section 2.5.2.2), optimisée par l’algorithme *Hill Climbing* (section 2.6.1).

Nous pouvons constater, que pour la plupart des travaux mentionnés ci-avant, les auteurs se basent sur des données segmentées, effectuant ensuite une variante du recalage géométrique. En ce qui concerne le recalage iconique, les structures d’intérêt sont supposées être suffisamment visibles sur les images, ce qui est généralement le cas. L’opacification complète d’un vaisseau est réalisée par injection d’un produit de contraste. Pour notre étude, nous disposons d’images de fluoroscopie, pour lesquelles l’aorte n’est totalement visible dans aucune frame de la séquence (cf. figure 1.10, page 36). Cela nous engage de fusionner les données temporelles, en résulte une image moyenne de l’organe considéré. L’agrégation de toutes les frames de la séquence permet de détecter la trace complète du produit de contraste sur l’angiographie. Néanmoins, la forme de l’aorte obtenue n’est qu’une approximation du contour de vaisseau, à cause de ses mouvements (dus à la dynamique du cœur et la pression variable du sang).

2.9.2 Recalage 3D/3D

L'accès à l'imagerie interventionnelle 3D devient désormais possible. Lu *et al.* [103] proposent une méthode de recalage 3D/3D dans le cadre de procédures TAVI. Ils utilisent l'angiographie rotationnelle 3D comme image peropératoire. Leur algorithme est constitué de deux étapes : une étape de recalage rigide focalisée sur le cœur (information mutuelle optimisée avec l'algorithme *Hill Climbing*) suivie d'une étape de recalage déformable à proximité de la valve. Durant cette dernière étape, la mesure de similarité est également basée sur l'information mutuelle mais, contrairement au cas rigide, elle est calculée indépendamment pour les régions correspondantes. L'optimisation engage la descente de gradient. Le champ de déplacement est régularisé en pénalisant les déformations non-rigides et en utilisant la colonne vertébrale comme référence. Le recalage a été effectué pour 10 patients TAVI.

2.9.3 Segmentation par recalage

Les méthodes présentées précédemment ont été appliquées pour la mise en correspondance de différentes images d'un même organe. Il existe également d'autres problèmes d'imagerie qui utilisent le recalage. Ci-après, sont présentés les travaux concernant la segmentation d'organes ou la construction de modèles dynamiques de structures vasculaires, à l'aide d'un processus de recalage. Ces travaux utilisent des séquences temporelles 3D de résonance magnétique (MRI).

Chandrashekar [25] a construit un modèle statistique de mouvement du cœur. Les frames consécutives de la séquence MRI ont été recalées avec une technique non-rigide, afin d'encoder le mouvement de l'organe (*motion tracking*). La mesure de similarité, optimisée par la descente de gradient, est basée sur l'information mutuelle normalisée (cf. section 2.5.2.2), calculée pour certaines régions du cœur. Plusieurs modèles du mouvement du cœur ont été proposés : FFD (*Free Form Deformation*, section 2.4.5.2), B-splines cylindriques, B-splines 4D (spatiotemporelle), et modèles statistiques (affinés avec une analyse en composantes principales *PCA*). Les résultats ont été validés pour 17 images MRI de volontaires sains.

Un modèle dynamique de l'aorte a été proposé par Odille *et al.* [126]. Une image temporelle MRI est composée d'une séquence des volumes 3D acquis à des temps consécutifs. L'initialisation comprend une segmentation manuelle de l'aorte dans le premier volume. Puis, le recalage est effectué entre les volumes consécutifs, afin d'obtenir la forme d'aorte pour chaque image de la séquence. Le processus de recalage est construit de façon multi-échelles (section 2.7.1), en utilisant la transformation linéaire par morceaux (section 2.4.5.1). Puisque les images considérées sont de la même modalité, la fonction de critère SSD (section 2.5.2.1) a été choisie et optimisée avec une des méthodes de Gauss-Newton (section 2.6.1). La régularisation de la

transformation est effectuée à l'aide du lissage des gradients du champ de déplacement. Dix aortes saines ont ainsi été recalées.

Biesdorf *et al.* [14] ont conçu un modèle paramétrique de la crosse aortique, construit coupe par coupe, pour les images d'intersection du volume orientées perpendiculairement à l'axe central de l'aorte, le long de sa courbure. Une coupe est considérée dans le domaine d'intensité : l'intensité est assimilée à une dimension supplémentaire (approche 2.5D). L'intersection de l'aorte est donc modélisée comme un cylindre, convolué par une fonction gaussienne. Le recalage modèle/image (cylindre convolué par chaque coupe 2.5D) conduit à l'approche déformable (*Gaussian Elastic Body Splines*), régi par les équations de Navier (cf. section 2.4.5). L'optimisation du champ de déformation est obtenu avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt (cf. section 2.6.1), et en utilisant la fonction de critère SSD. La technique a été validée sur 17 images CTA, dont 7 aortes pathologiques.

Nous pouvons insister sur le fait que le recalage d'images dans le contexte d'applications cardiovasculaires est actuellement un domaine de développement très actif. La complexité des problèmes rencontrés exige de concevoir des solutions spécialisées. C'est aussi le cas de nos travaux, qui diffèrent des approches présentées. La mise en correspondance des images de la partie thoracique de l'aorte ne peut pas être abordée directement par les techniques existantes. Les difficultés principales sont liées à la forme courbée du vaisseau et la dose minimale du produit de contraste. Ces contraintes entraînent la proposition de notre méthode, présentée chapitre 3.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'état de l'art des techniques de recalage.

La première partie du chapitre caractérise les algorithmes de recalage de point de vue de leur construction : la définition et la terminologie (section 2.1), le type de données présentes dans les images (section 2.3). Puis viennent les sections dédiées à la classification de trois composantes d'une méthode de recalage : transformation (2.4), fonction de critère (2.5) et processus d'optimisation (2.6).

La suite du chapitre présente les techniques composées, regroupant plusieurs algorithmes construits à partir de parties expliquées précédemment (sections de 2.4 à 2.6). En particulier, les méthodes hybrides (section 2.7.3) exploitent les deux types d'informations – géométriques et iconiques –, disponibles dans les images.

Le recalage 3D/2D – suite à la dimensionnalité différente des images à aligner (la source en 3D et la cible en 2D) –, est un problème particulier, exigeant une étape supplémentaire afin de considérer les données dans un même domaine. Les stratégies d'équilibrage de dimensionnalités dans le cas 3D/2D

(projection, rétro-projection, reconstruction) sont caractérisées section 2.8.

Nous terminons cet état de l'art par la présentation d'un extrait des travaux récents concernant le recalage des structures cardiovasculaires (section 2.9).

Pour notre étude de mise en correspondance d'images d'aorte, nous avons envisagé différentes méthodes de recalage ; le choix des différents composants pour la méthode de recalage a été déduit en grande partie directement de l'étude de cet état de l'art. Le développement d'une nouvelle méthode est justifié par le manque de techniques de recalage 3D/2D rapide, qui pourraient fournir une solution approximative en quelques secondes et qui n'exigeraient pas d'initialisation précise.

Notre approche 3D/2D (décrite au chapitre 3) consiste à proposer une solution basée sur la projection (cf. section 2.8.2.1), composée d'une nouvelle technique (chapitre 5) appelée ITD (*Image Transformation Descriptors*) et d'une technique iconique. Cette dernière utilise les approches multi-échelles et hybrides (cf. section 2.7) au sein d'un recalage iconique (ayant pour mesure de similarité l'information mutuelle, cf. section 2.5.2.2).

La motivation de notre choix était d'obtenir une méthode automatique, à la fois précise, rapide et insensible aux conditions initiales (surtout à l'initialisation de la transformation). Nous avons proposé une méthode de recalage 3D/2D, basée sur des descripteurs de transformation d'image ITD (décrite section 5.2), qui n'exige pas d'initialisation précise et qui est rapide. Ensuite, pour obtenir un résultat précis, nous nous sommes servis d'une technique iconique (cf. section 3.3.2).

Chapitre 3

Chaîne du recalage 3D/2D de l'aorte

Notre contribution est la définition et la mise en œuvre d'une chaîne de recalage 3D/2D d'images de dissections aortiques. Cette chaîne doit mettre en correspondance les images préopératoires de scanner CT et peropératoires de fluoroscopie rayons X et proposer ainsi une visualisation augmentée des données issues de deux modalités différentes.

Cette chaîne est composée de plusieurs méthodes de recalage, exécutées de façon séquentielle (il s'agit donc d'une approche composée, cf. section 2.7.2). L'objectif de cette construction est d'accélérer les calculs : l'engagement de techniques rapides, qui initialisent ensuite des techniques plus précises, limite le nombre d'itérations nécessaires pour chaque méthode et réduit, par conséquent, la complexité numérique de l'approche proposée.

La première étape de la chaîne de recalage est une nouvelle technique, dite recalage par ITD, que nous introduisons dans ce document. Elle permet de calculer, de façon automatique, une première enchère d'alignement entre les images (en d'autres termes, une transformation 3D/2D grossière). Cet alignement est en fait calculé à l'aide de formules que nous appelons *descripteurs de transformations d'image* ou ITD (*Image Transformation Descriptors*). Le recalage par ITD est présenté plus précisément au chapitre 5.

La suite de la chaîne est constituée d'une méthode de recalage iconique (cf. section 2.5.2), qui utilise l'approche des radiogrammes numériques DRR (cf. section 2.5.2.3). Au sein de cette technique, nous avons mis en œuvre un algorithme multi-échelles (cf. section 2.7.1), qui gère le problème de recalage selon deux niveaux de résolution d'images.

Le but de ce chapitre est de présenter la chaîne globale ; les détails et résultats précis concernant ses différents composants se trouvent dans les chapitres suivants. Dans la section 3.1, nous présentons le contexte pour ce travail. Les caractéristiques des images médicales que nous avons utilisées pour tester notre méthode, sont décrites section 3.2. Les détails concernant

<i>Pseudonyme</i>	<i>Âge</i>	<i>Sexe</i>	<i>Diagnostic</i>	<i>Date hospit.</i>
CM	57	M	Dissection	2011
HJ	66	M	Anévrisme	2012
LM	60	F	Dissection	2011
PD	60	M	Anévrisme	2010
PJ	54	M	Dissection	2012
VD	65	M	Dissection	2011

TABLE 3.1 – Récapitulatif des patients.

la construction de la chaîne de recalage se trouvent section 3.3. La dernière section de ce chapitre (section 3.4) présente les résultats obtenus et une discussion les concernant.

3.1 Contexte clinique

La chaîne de recalage, proposée dans ce chapitre, est conçue pour mettre en correspondance les images associées aux interventions endovasculaires de l'aorte thoracique, lors de la prise en charge de dissections aortiques (cf. section 1.2). Les données 3D (chenaux aortiques, flap), issues de l'image scanner CT à la suite d'une segmentation, doivent être alignées sur les images d'angiographie rayons X, acquises durant le traitement (cf. section 1.2.2).

Le but du recalage de ces images est de construire une visualisation, qui permet de superposer, sur un même rendu, les informations issues de différents types d'images : les informations anatomiques du scanner CT et l'état actuel de l'organe visible sur la fluoroscopie per-opératoire. La mise en correspondance de ces images permettra de les afficher pendant l'intervention, fournissant ainsi une assistance visuelle pour les chirurgiens et radiologues interventionnels (cf. section 1.2.1).

Les images de la fusion de données 3D/2D, obtenues grâce à la chaîne des méthodes de recalage proposée, sont présentées section 3.4.

3.2 Images médicales

Nous avons effectué le recalage d'images médicales, fournies par le Pôle Imagerie et Radiologie Interventionnelle du CHU Gabriel Monpied du CHU de Clermont-Ferrand. Plusieurs images issues de 6 patients nous ont servi pour tester et valider notre méthode.

Le tableau 3.1 présente les données anonymisées des patients de notre étude. Quatre patients présentaient une dissection aortique de type A (cf. section 1.1.3), deux patients avaient un anévrisme disséquant localisé dans la partie thoracique de l'aorte. Toutes ces personnes ont été traitées par interventions endovasculaires.

<i>Id</i>	<i>Patient</i>	<i>Date acq.</i>	<i>NCH</i>	<i>Spacing</i>	<i>Notes</i>
CM/2/15/1	CM	2011/1/17	441	0.925×0.925×0.625	Prothèse
HJ/1/2/0	HJ	2010/4/22	555	0.86×0.86×1.25	sans PDC
HJ/1/6/1	HJ	2010/4/22	567	0.822×0.822×1.25	Prothèse
LM/1/5/2	LM	2011/2/4	475	0.703×0.703×0.9	
LM/2/3/0	LM	2011/2/5	500	0.976×0.976×1.0	Prothèse
PD/1/2/0	PD	2012/2/9	282	0.703×0.703×1.25	
PJ/1/13/1	PJ	2011/11/21	369	0.645×0.645×0.625	
PJ/2/6/1	PJ	2012/2/11	380	0.814×0.814×1.0	Prothèse
VD/1/4/1	VD	2010/12/9	673	0.826×0.826×1.0	
VD/2/4/1	VD	2011/2/28	702	0.976×0.976×1.0	Prothèse

TABLE 3.2 – Les images scanner CT utilisées pour le recalage. Abréviations : *acq.* – acquisition, *NCH* – nombre de coupes horizontales, *PDC* – produit de contraste.

Dix images de scanner CT, présentées dans le tableau 3.2, ont été mises à notre disposition. Ce sont des images de type *Gated-CT*, pour lesquelles l’acquisition a été synchronisée avec le cycle cardiaque. Les coupes (de résolution 512×512) ont été générées lors d’un même mouvement systole-diastole du cœur, détecté par l’électrocardiogramme. La plupart des acquisitions ont été réalisées avec injection de produit de contraste dans l’aorte. Certaines images ont été acquises après l’intervention endovasculaire durant une étape de suivi postopératoire ; elles contiennent alors la prothèse installée à l’intérieur de l’aorte.

Les angiographies rayons X des patients ont été acquises durant l’intervention endovasculaire. Le tableau 3.3 présente notre sélection des séquences angiographiques. La fréquence d’obtention des frames varie entre 3 et 6 frames par seconde. Chaque frame a une résolution de 1024×1024 pixels.

Pour toutes ces acquisitions, le produit de contraste a été injecté à l’intérieur de l’aorte, au niveau de la valve aortique. Notons qu’aucune frame, pour n’importe quelle séquence, ne permet de voir l’aorte en entier : la dose du produit de contraste est minimale et passe rapidement, sans couvrir toute la partie visible de l’aorte.

Durant l’intervention, les séquences fluoroscopiques sont relativement courtes, elles durent typiquement de 5 à 10 secondes ; ce temps permet de vérifier l’état actuel du vaisseau traité, des instruments endovasculaires et le positionnement des prothèses. Les acquisitions sont effectuées plusieurs fois aux différentes étapes du traitement.

Pour effectuer le recalage 3D/2D, nous avons sélectionné 19 couples constitués d’un scanner CT et d’une angiographie rayons X, présentés dans le tableau 3.4. Ces couples représentent toutes les combinaisons possibles des

<i>Id</i>	<i>Patient</i>	<i>Date</i>	<i>FPS</i>	<i>Nombre de frames</i>	<i>Notes</i>
CM/3	CM	2011/1/14	6	39	Prothèse dépliée
HJ/1	HJ	2012/4/25	3	31	
HJ/7	HJ	2012/4/25	6	40	Prothèse pliée
LM/3	LM	2011/2/4	3	22	
LM/9	LM	2011/2/4	3	29	Prothèse dépliée
PD/3	PD	2010/6/15	6	23	
PD/9	PD	2010/6/15	6	90	Prothèse dépliée
PJ/1	PJ	2012/2/9	3	28	
PJ/5	PJ	2012/2/9	3	28	Prothèse dépliée
VD/1	VD	2011/2/15	6	44	
VD/7	VD	2011/2/15	6	67	Prothèse dépliée

TABLE 3.3 – Les images d’angiographie rayons X (fluoroscopie). Abréviations : *FPS* – frames par seconde.

<i>Id</i>	<i>Image CT</i>	<i>Image angiographie</i>
1	HJ/1/6/1	HJ/1
2	PD/1/2/0	PD/3
3	CM/2/15/1	CM/3
4	LM/2/3/0	LM/3
5	PJ/1/13/1	PJ/1
6	VD/1/4/1	VD/1
7	PJ/2/6/1	PJ/1
8	VD/2/4/1	VD/1
9	HJ/1/2/0	HJ/1
10	LM/1/5/2	LM/3
11	HJ/1/6/1	HJ/7
12	PD/1/2/0	PD/9
13	LM/2/3/0	LM/9
14	PJ/1/13/1	PJ/5
15	VD/1/4/1	VD/7
16	PJ/2/6/1	PJ/5
17	VD/2/4/1	VD/7
18	HJ/1/2/0	HJ/7
19	LM/1/5/2	LM/9

TABLE 3.4 – Couples d’images 3D et 2D, sélectionnés pour le recalage. L’ordre des couples est arbitraire.

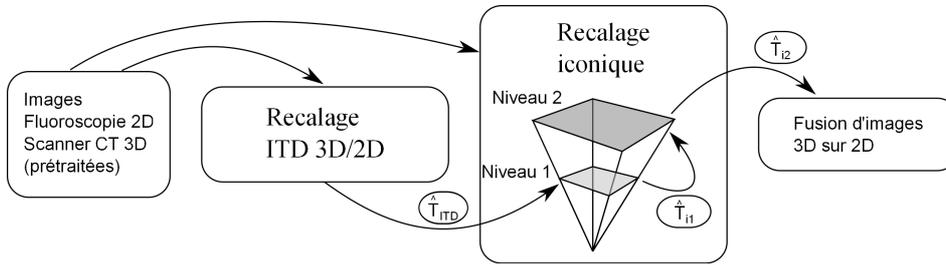


FIGURE 3.1 – Chaîne complète du recalage 3D/2D de l’aorte.

images CT et fluoroscopie par patient.

3.3 Construction de la méthode

Notre chaîne de recalage 3D/2D est composée de deux méthodes principales. La figure 3.1 présente le schéma de notre approche ; elle tient compte du passage des données et des résultats intermédiaires. La première méthode, la technique ITD (que nous introduisons dans le chapitre 5), sert à calculer rapidement une approximation de la transformation entre les images. La seconde méthode est construite à base de fonctions de critère iconiques ; elle suit de plus une approche multi-échelles (cf. section 2.7.1) constituée de deux étapes de précision. La transformation \hat{T}_{ITD} calculée par la méthode ITD sert d’initialisation au premier niveau iconique de moindre précision ; puis le résultat trouvé \hat{T}_{i1} devient l’entrée du second niveau iconique précis. La transformation finale \hat{T}_{i2} , fournie par ce dernier niveau iconique, est utilisée pour effectuer la superposition (recalage) des images.

Les images utilisées pour chacune des méthodes de recalage mises en œuvre ont été obtenues à partir des images médicales, suite à certaines étapes de prétraitement. Ces étapes permettent d’extraire ou d’augmenter des données utilisées pour la mise en correspondance. Les techniques de prétraitement sont décrites avec les méthodes du recalage associées, dans les sections 3.3.1 (ITD) et 3.3.2 (iconique).

Les résultats finaux de notre chaîne sont présentés section 3.4. Nous y montrons la fusion de données (cf. section 1.2.3), c’est-à-dire les images 3D et 2D de l’aorte, qui sont recalées et superposées. Les mesures de précision et de temps de calcul, y sont également reportées.

3.3.1 Recalage ITD 3D/2D

Notre contribution, qui s’inscrit dans le cadre du recalage d’images, est la méthode appelée ITD (*Image Transformation Descriptors*). Nous la décrivons de manière exhaustive dans le chapitre 5. Son objectif est de calculer, avec un temps de calcul très court, une mise en correspondance grossière.

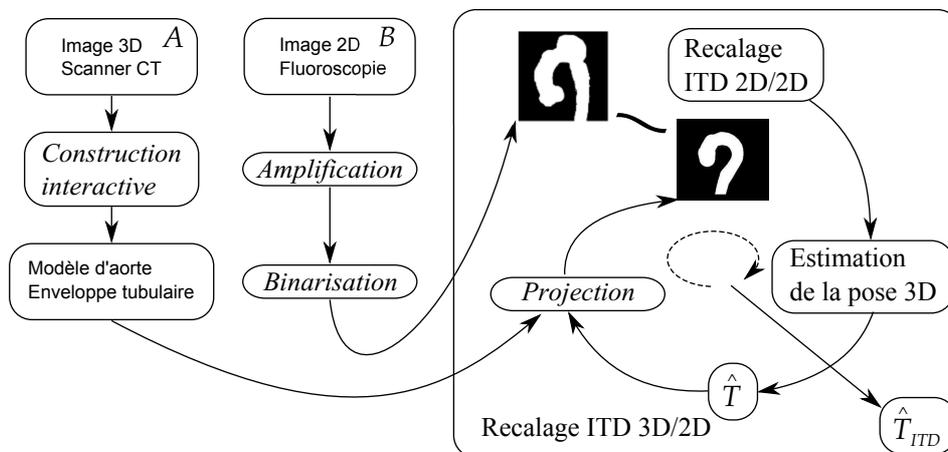


FIGURE 3.2 – Méthode ITD 3D/2D au sein de la chaîne de recalage.

Un tel résultat est ensuite transmis à une autre méthode pour l’initialiser (décrite section suivante). Le fait que la transformation initiale (dédiuite par la méthode ITD) soit à proximité de l’optimum global, permet d’effectuer moins d’itérations et donc de réduire le temps de calcul.

Le recalage 3D/2D par ITD est construit selon l’approche projective (cf. section 2.8.2.1), c’est-à-dire la mise en correspondance est effectuée en 2D, entre la projection du volume 3D et l’image 2D cible ; ce recalage est schématisé figure 3.2. L’alignement 2D/2D consiste à définir certains descripteurs de transformation d’image (par exemple centre de masse, aire, orientation ; cf. section 5.3) et à les calculer pour chaque image. Ces descripteurs permettent de caractériser le repère local du contenu de l’image (structure d’intérêt). La transformation est calculée directement à partir des ITD. Puis, l’algorithme 3D/2D utilise l’alignement 2D/2D issu des ITD pour estimer la correspondance rigide en 3D (cf. section 2.4.4.1). Un processus d’estimation de la pose 3D du volume (section 5.2.1) traduit ensuite les paramètres de la transformation 2D (entre les projections 2D) en paramètres de la transformation rigide 3D.

La méthode de recalage par ITD est non-itérative pour le cas 2D/2D (section 5.1). La version 3D/2D effectue un échantillonnage pour trouver deux paramètres de l’orientation, qui ne peuvent être déduits à partir des images projetées (cf. section 5.2.2). Le temps d’exécution de la méthode est alors constant : il n’y a aucun processus de convergence, le nombre d’étapes de l’algorithme (échantillon de rotations, calculs de descripteurs, estimation de pose) est fixé a priori.

Nous avons défini les descripteurs pour des images binaires 2D, contenant les projections de la forme d’aorte. Une phase de prétraitement des images originales est alors nécessaire pour convertir le scanner CT et la fluoroscopie, qui sont encodés en niveaux de gris. La section 3.3.1.1 présente la généra-

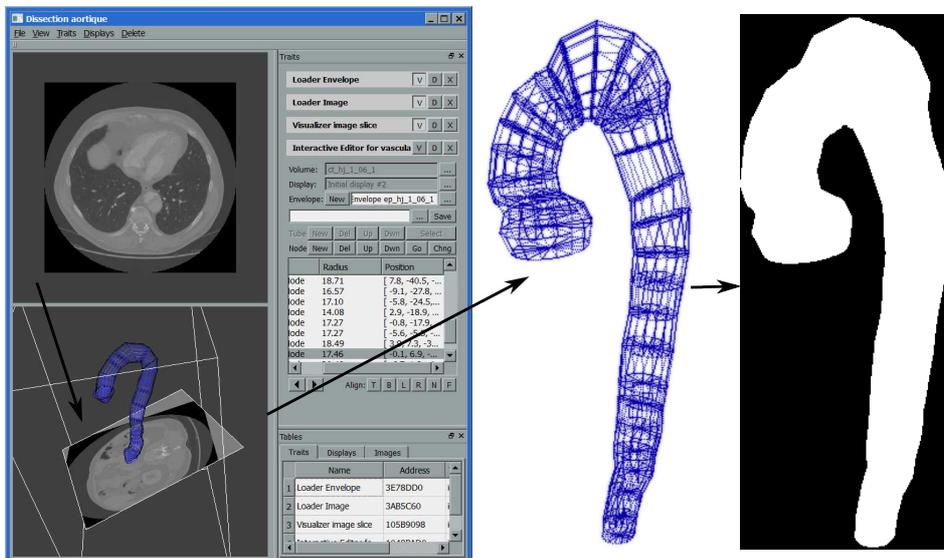


FIGURE 3.3 – Prétraitement de l'image 3D pour la méthode de recalage ITD. De gauche à droite : volume de données originales, construction interactive du modèle, enveloppe tubulaire, projection binaire de l'enveloppe.

tion des projections binaires de l'aorte 3D ; l'amplification de l'angiographie rayons X et sa binarisation sont décrites section 3.3.1.2.

3.3.1.1 Prétraitement du volume : enveloppe tubulaire

Pour représenter les données 3D dans le processus de recalage, nous avons développé une interface graphique permettant la définition interactive d'un modèle paramétrique de l'aorte (cf. section 4.5). Ce modèle, appelé *enveloppe tubulaire*, est présenté au chapitre 4. Il est constitué d'une suite de cônes tronqués, enchaînés par leurs bases. Bien que la forme tubulaire du modèle n'exprime pas précisément la position de la paroi aortique, l'enveloppe tubulaire peut néanmoins être considérée comme une approximation grossière satisfaisante de la forme globale du vaisseau.

Nous construisons le modèle de l'aorte à partir du volume CT, en utilisant les informations de niveaux de gris des pixels. Actuellement, l'enveloppe tubulaire est construite de façon interactive (cf. section 4.5). La procédure de la construction de l'enveloppe consiste à positionner, à l'intérieur de l'image 3D des nœuds dans la position et l'orientation souhaitées et de définir le diamètre d'un cercle qui correspond au contour de l'aorte dans la coupe considérée. Nous envisageons de proposer, comme perspective, un algorithme de construction automatique (sans intervention manuelle) de l'enveloppe tubulaire.

La figure 3.3 montre le pipeline complet du prétraitement de l'image 3D.



FIGURE 3.4 – Prétraitement de la fluoroscopie. De gauche à droite : une frame de la séquence, l'image d'amplification, l'image d'amplification binarisée.

Dans notre méthode de recalage ITD, le modèle de l'aorte sert à générer des projections 2D binaires, qui sont ensuite utilisées par la partie d'alignement 2D/2D de l'algorithme (cf. figure 3.2).

Nous pouvons observer, pour la partie 3D de notre méthode, une réduction importante de la quantité de données traitées : l'image 3D, contenant des millions de voxels, est « remplacée » par un modèle paramétrique de l'aorte, défini par une dizaine de paramètres scalaires. Cela entraîne un temps de calcul moins important.

3.3.1.2 Prétraitement de la fluoroscopie : amplification binarisée

Les images d'angiographie rayons X sont constituées de séquences de frames, captées plusieurs fois par seconde (cf. section 1.2.2). En cours d'acquisition, le produit de contraste est injecté au niveau de la valve aortique ; il traverse ensuite l'artère avec le sang et opacifie l'intérieur de l'aorte. Néanmoins, la dose de produit de contraste, que l'on souhaite minimale pour des raisons de santé, ne permet pas d'avoir une frame, pour laquelle l'aorte est totalement couverte.

Le prétraitement de la fluoroscopie consiste alors à extraire le produit de contraste à partir de toutes les frames de la séquence. La figure 3.4 présente le résultat d'une telle procédure que nous appelons *amplification* (au centre). Il est à noter, que l'algorithme d'amplification « aplatit » la séquence, i.e. transforme l'image 2D+t vers une image 2D statique.

Soit F_i une frame de la séquence (F_1, \dots, F_n) , où n est le nombre de frames. L'image d'amplification \bar{F} est calculée de façon suivante :

$$\bar{F}(x, y) = F_{\max} - \min_{i=1, \dots, n} F_i(x, y), \quad (3.1)$$

où $\bar{F}(x, y)$ et $F_i(x, y)$ sont respectivement les intensités d'un pixel (x, y) de l'image d'amplification et d'une frame F_i ; F_{\max} est l'intensité maximale :

$$F_{\max} = \max_{i=1, \dots, n} \max_{x, y} F_i(x, y). \quad (3.2)$$

Puisque l'aorte bouge pendant l'acquisition de l'angiographie, la forme de l'aorte visible sur l'image d'amplification est plus épaisse que l'artère elle-même ; on peut écrire que l'image amplifiée propose une forme moyenne du vaisseau en mouvement.

Une technique semblable, basée sur la fusion des coupes d'angiographie et la génération d'une image d'opacité minimale (qui correspond à $\bar{F} + F_{\max}$), a été utilisée par Frangi *et al.* [51] pour leur définition de la *vesselness transform* et récemment par Miao *et al.*, pour l'extraction et la segmentation de l'aorte abdominale [114].

L'étape suivante du prétraitement est la binarisation de l'image \bar{F} . Celle-ci est effectuée suite à une segmentation manuelle, basée sur la technique d'atténuation. Une segmentation automatique sera étudiée comme perspective de ce travail, mais n'était pas prioritaire pour notre chaîne. Le résultat de cette segmentation, appelé *image d'amplification binarisée*, est montré dans la figure 3.4 à droite.

Il est à noter, que l'image d'amplification n'est pas identique à l'angiographie soustraite (voir figure 1.13, page 39). Cette dernière visualise le changement de chaque frame par rapport à la première, il s'agit donc d'une séquence. L'image d'amplification, quant à elle, accumule la dynamique en entier de l'aorte (surtout le passage du produit de contraste) de toutes les frames ; c'est une image 2D statique.

3.3.2 Recalage iconique

La méthode sélectionnée du recalage précis est une technique iconique (cf. section 2.5.2), basée sur la génération des radiogrammes numériques DRR (cf. section 2.5.2.3). Les projections de l'image 3D sont générées par un algorithme de lancer de rayons (*raycasting*). Ce dernier accumule les intensités de l'intérieur du volume le long des rayons puis les atténue, simulant ainsi une angiographie rayons X.

Nous avons repris les approches suivantes, pour augmenter l'efficacité de notre méthode :

- multi-échelles : la technique est constituée de deux niveaux de précision d'images (cf. section 2.7.1) : initialement, le recalage est effectué pour les images à résolution réduite, puis la mise en correspondance est affinée jusqu'à traiter les données originales, à pleine résolution (résolution initiale),
- hybride : pendant les calculs de la mesure de similarité (cf. section 2.5), des informations géométriques sont prises en compte afin de spécifier la région d'intérêt contenant l'aorte ; cette technique rend le processus d'optimisation plus robuste [5].

La figure 3.5 présente le schéma de la méthode de recalage iconique proposée. Nous détaillons les étapes du prétraitement des données sections 3.3.2.1 et 3.3.2.2.

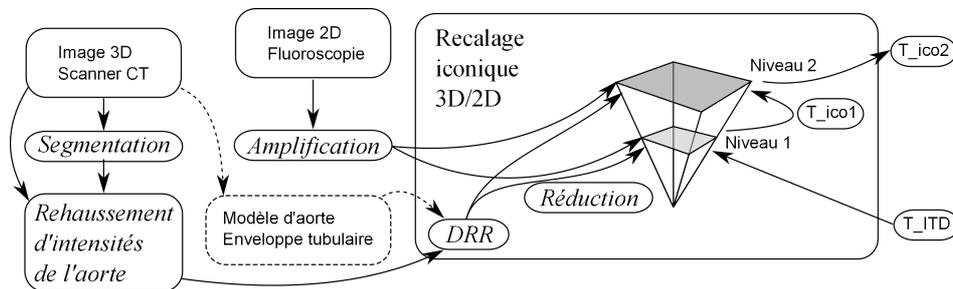


FIGURE 3.5 – Schéma de la méthode iconique au sein de la chaîne de recalage 3D/2D.

3.3.2.1 Prétraitement du volume : segmentation et projection

Dans une image CT, les niveaux de gris des voxels composant l'aorte, remplie par le produit de contraste, ont des valeurs similaires à celles représentent les os (voir figure 3.6 en haut à gauche). Nous avons donc décidé de rehausser l'intérieur du vaisseau, en augmentant les valeurs des voxels correspondants (figure 3.6 en bas à gauche).

Une étape de segmentation de l'aorte nous a permis de délimiter sa lumière (figure 3.6 en haut à droite). Plus précisément, une technique par croissance de régions *connected confidence* (implémentée dans la bibliothèque ITK [78]) a été effectuée dans la région du volume délimitée par l'enveloppe tubulaire (cf. section 3.3.1.1). Actuellement, le processus de segmentation se déroule de façon interactive, avec pour initialisation, la pose de germes choisis manuellement.

Afin de rehausser la visibilité de l'aorte dans le scanner CT, l'image originale 3D est modifiée puis adaptée pour rendre l'aorte plus visible (cf. figure 3.5). Les valeurs d'intensité des pixels segmentés sont augmentées de 1000 unités de Hounsfield. Au sein du processus de recalage 3D/2D, qui est basé sur la projection (cf. section 2.8.2.1), nous utilisons l'approche DRR pour simuler des images de radiographie à partir du volume (cf. 2.5.2.3). Le rehaussement des intensités de l'intérieur de l'aorte nous a permis de générer les radiogrammes numériques en négligeant les voxels d'intensité inférieure à 1000 unités de Hounsfield. Les DRR résultantes donnent ainsi une visualisation claire de l'aorte (voir figure 3.6 en bas à droite).

3.3.2.2 Prétraitement de la fluoroscopie : amplification

L'image 2D cible, utilisée pour la partie iconique de la chaîne de recalage, est la même image d'amplification \bar{F} , que celle générée pour l'approche ITD (section 3.3.1.2), mais sans l'étape de binarisation. Une image d'amplification est présentée dans la figure 3.4 au centre.

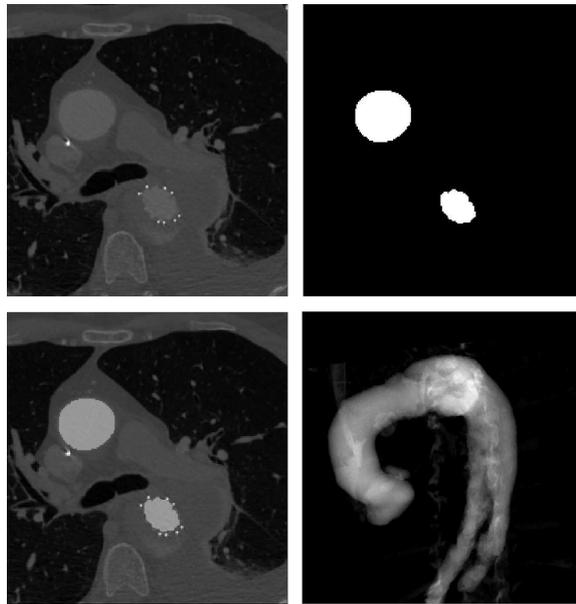


FIGURE 3.6 – Prétraitement du scanner CT. Dans le sens de la lecture : une coupe de l'image originale, résultat de la segmentation de l'aorte visualisé pour même coupe, image de rehaussement des intensités à l'intérieur de l'aorte, radiogramme numérique (DRR) généré à partir du volume avec l'aorte rehaussée.

3.4 Résultats

La mise en œuvre de la chaîne de recalage nous a permis de proposer la visualisation de données 3D sur les images peropératoires. Les informations anatomiques, telles que la forme de l'aorte et les informations diagnostiques (mesures, repères, ou annotations provenant du volume scanner) peuvent alors être superposées sur le rendu qui affiche la séquence de fluoroscopie acquise durant l'intervention endovasculaire (voir section 1.2.1).

Nous montrons par la suite plusieurs propositions de visualisation de données tridimensionnelles sur des images de fluoroscopie. Les images initiales proviennent du patient PJ (couple 5, voir section 3.2) et sont affichées sur la figure 3.7. Les figures 3.8 à 3.11 présentent des exemples d'images interventionnelles, augmentées par les informations issues de la 3D.

Les figures 3.8 et 3.9 présentent deux frames de la même séquence de fluoroscopie, recalées avec la forme 3D de l'aorte, issue d'une segmentation. Notons que l'aorte n'est pas clairement visible sur l'angiographie ; avec les données 3D projetées en permanence, la forme du vaisseau peut alors être visible sur les images peropératoires.

D'autres propositions de visualisation de données peuvent être facilement préparées. Par exemple, la figure 3.10 comporte une image d'amplification (cf. section 3.3.2.2) recalée avec la forme 3D segmentée de l'aorte. Il est également possible de superposer l'enveloppe tubulaire de l'aorte (figure 3.11) sur la séquence d'angiographie ; la forme simple du modèle permet de repérer la position du vaisseau et n'interfère pas avec les informations présentes sur l'image 2D (cathéters, produit de contraste etc.)

Notons qu'une fois établie la correspondance entre les images 3D et 2D, il est alors possible de l'exploiter pour superposer d'autres données, définies dans le repère 3D du volume. Dans la figure 3.12, nous pouvons observer les chenaux séparés, de la dissection aortique, qui sont recalés sur l'image peropératoire ; les processus de segmentation, d'extraction et de classification des chenaux se déroulant indépendamment de la chaîne de recalage [98, 99].

Les caractéristiques de la dissection aortique, telles que flap intimal, portes d'entrée et chenaux distingués, sont présentées dans la figure 3.13. La superposition de ces données sur l'image interventionnelle met en avant les informations anatomiques durant l'intervention.

Les couleurs et la transparence des objets 3D superposés peuvent être réglées selon les besoins et préférences des cliniciens. Il est à noter, que la présence simultanée de plusieurs données issues de différentes modalités ne doit pas forcément cacher ou obstruer les informations. Comme vu aux figures présentées dans cette section, les données géométriques et anatomiques issues de la 3D peuvent coexister sur un même rendu avec des informations interventionnelles (guides, produit de contraste, maillage de la prothèse et autres).

Les résultats présentés dans ce chapitre ont été appréciés par les spécia-

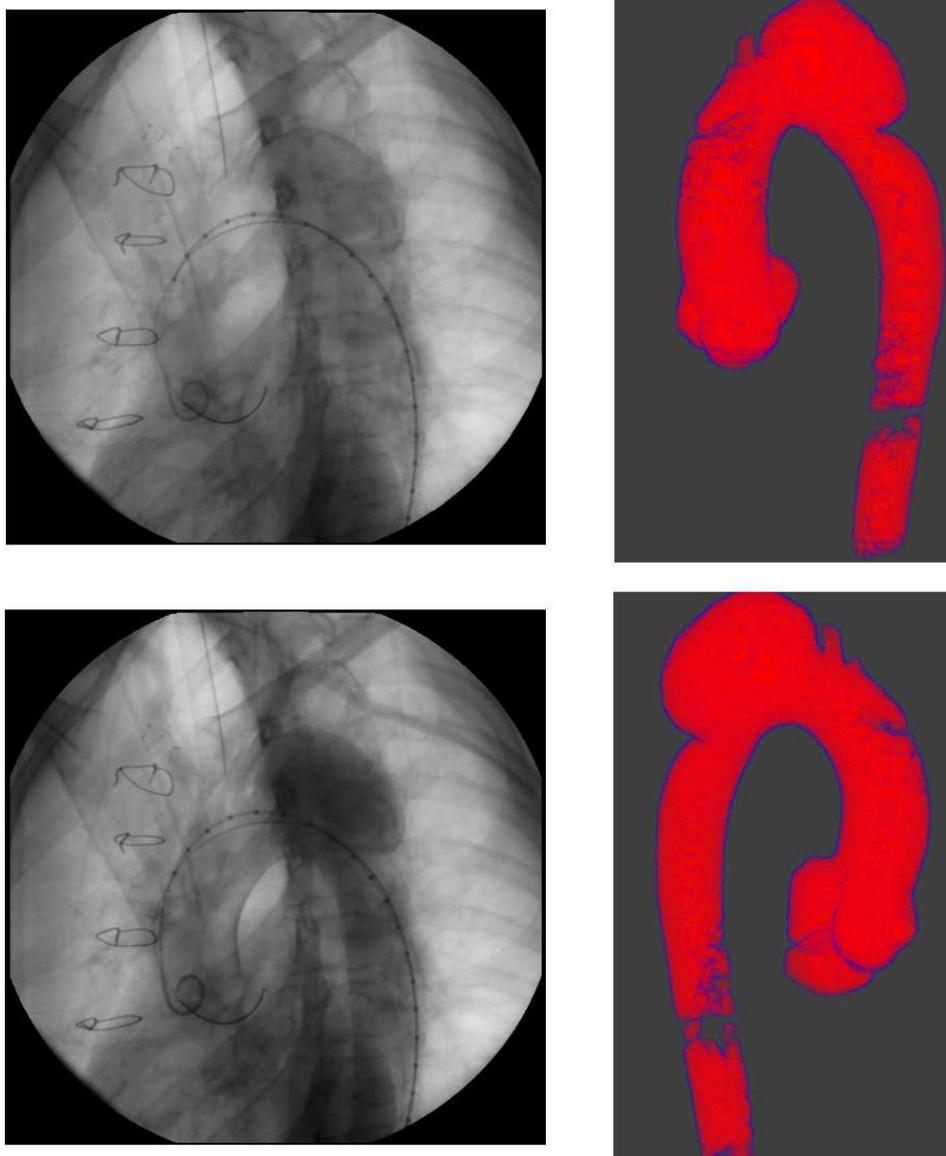


FIGURE 3.7 – Images pré- et peropératoires du patient PJ du couple 5 : à gauche la séquence de fluoroscopie (deux différentes frames), à droite l'aorte extraite du volume CT (deux projections).

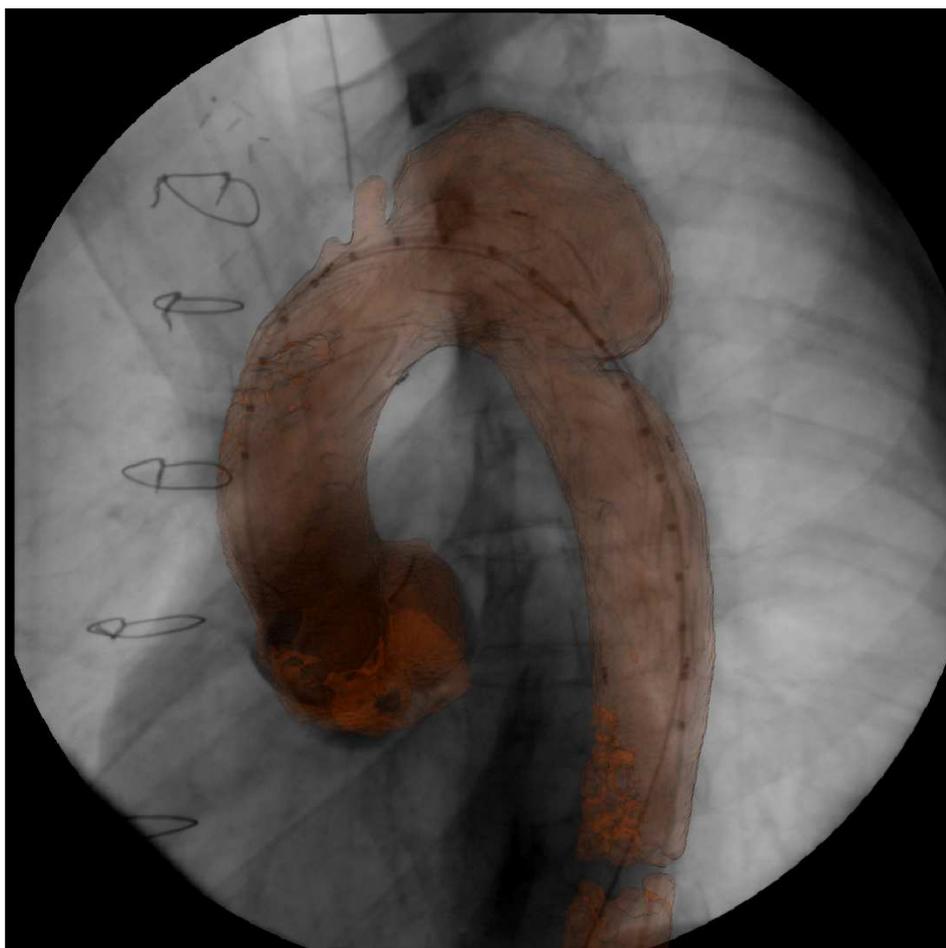


FIGURE 3.8 – Superposition de l'aorte segmentée sur l'angiographie rayons X. La forme du vaisseau peut persister pendant toutes les frames de la séquence.

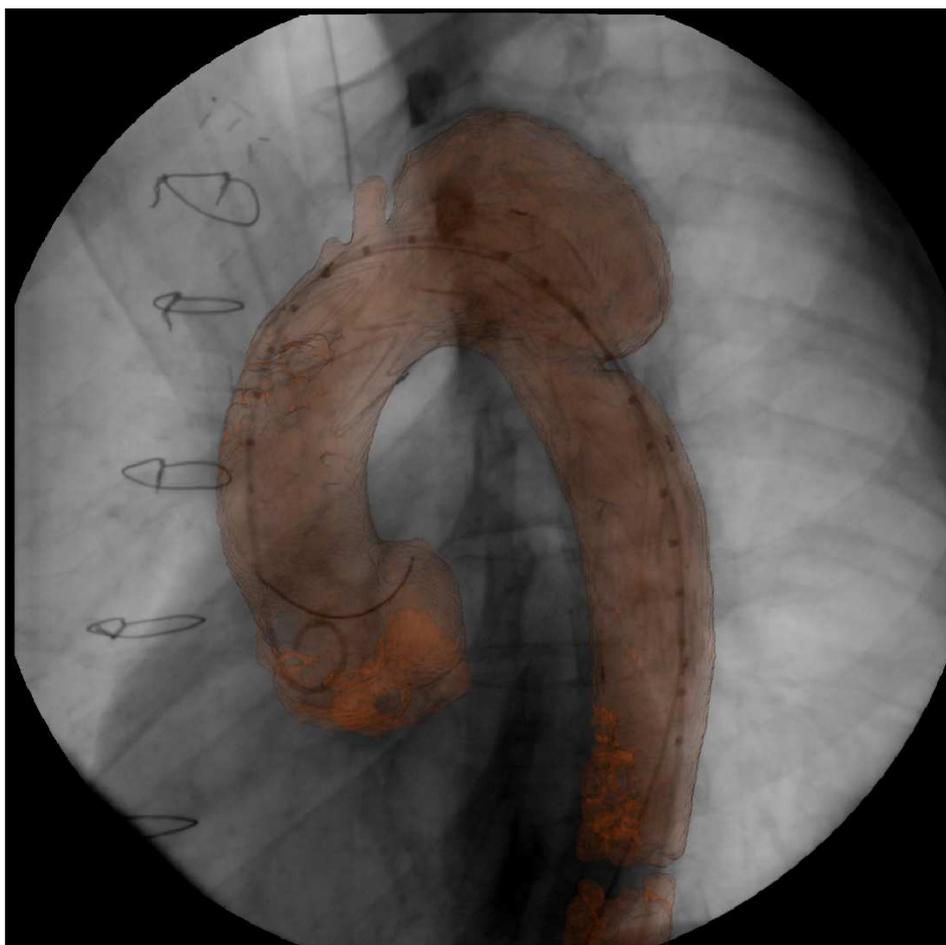


FIGURE 3.9 – Une autre frame de la même séquence que sur la figure précédente ; notons que les cathéters et les guides présents à l'intérieur de l'aorte peuvent être observés sur des données 3D.

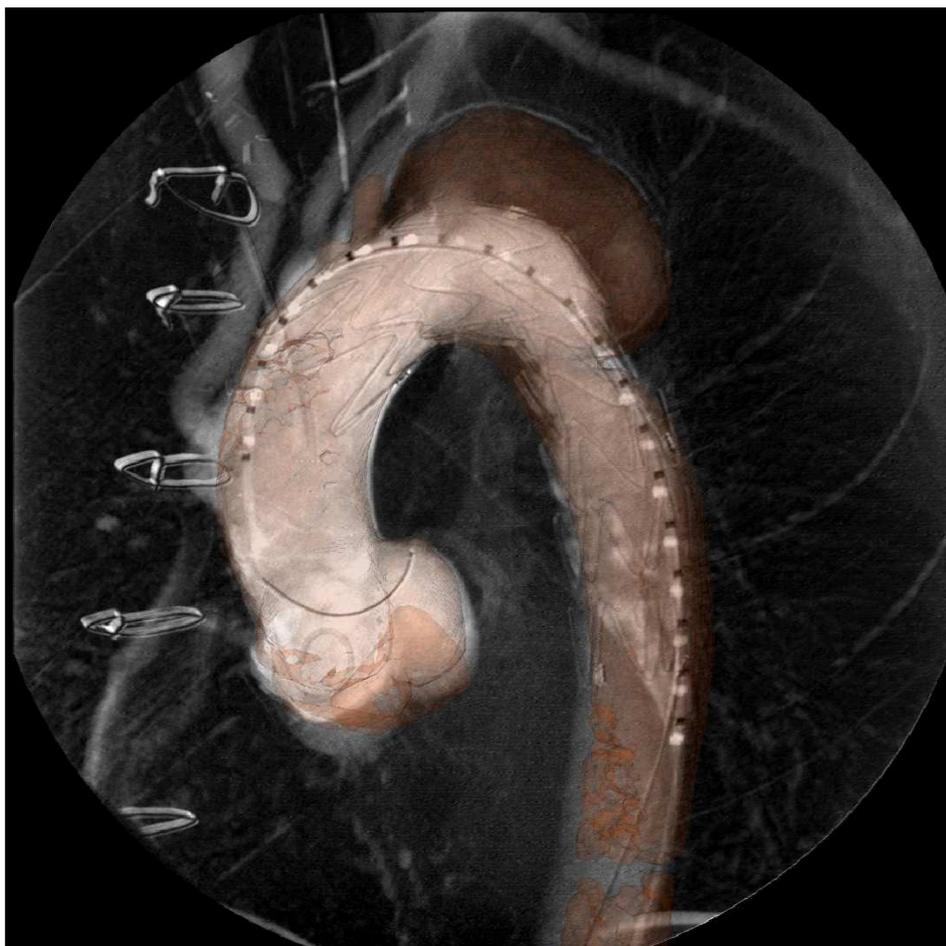


FIGURE 3.10 – Rendu composé de la forme 3D d'aorte recalée sur l'image d'amplification obtenue à partir de la séquence de fluoroscopie vue dans les figures précédentes.

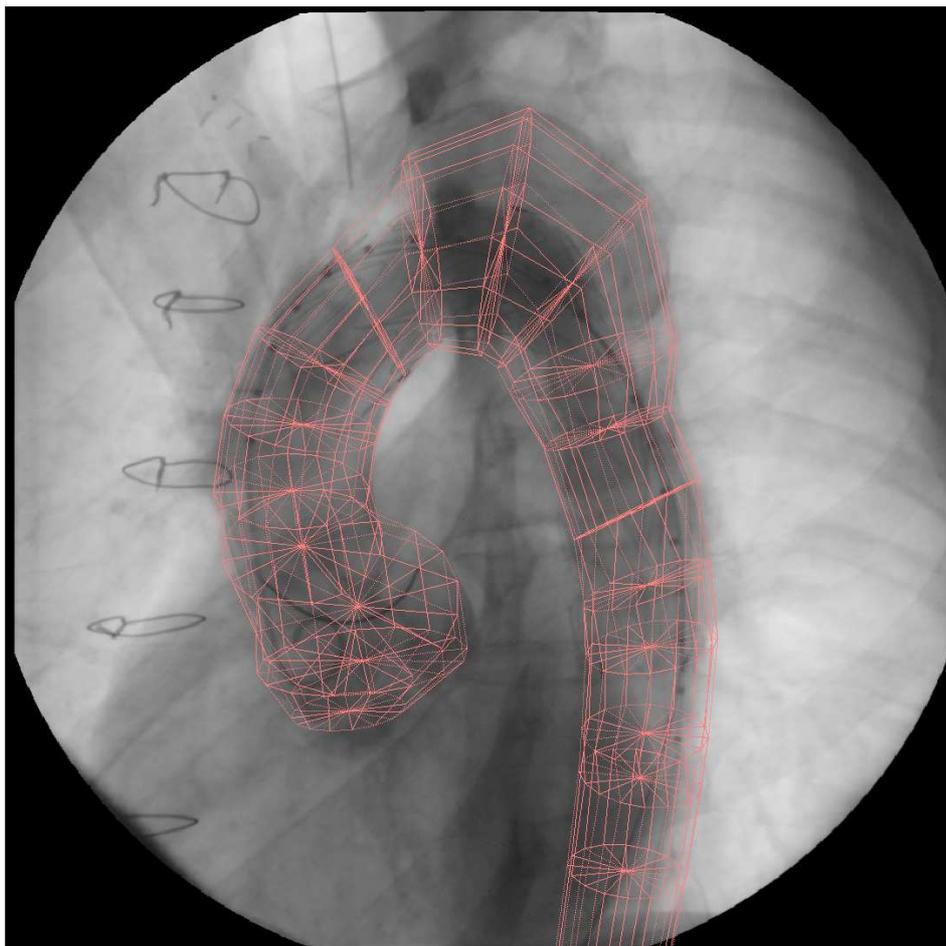


FIGURE 3.11 – L'angiographie rayons X avec la superposition du modèle d'enveloppe tubulaire, définissant la forme globale de l'aorte.

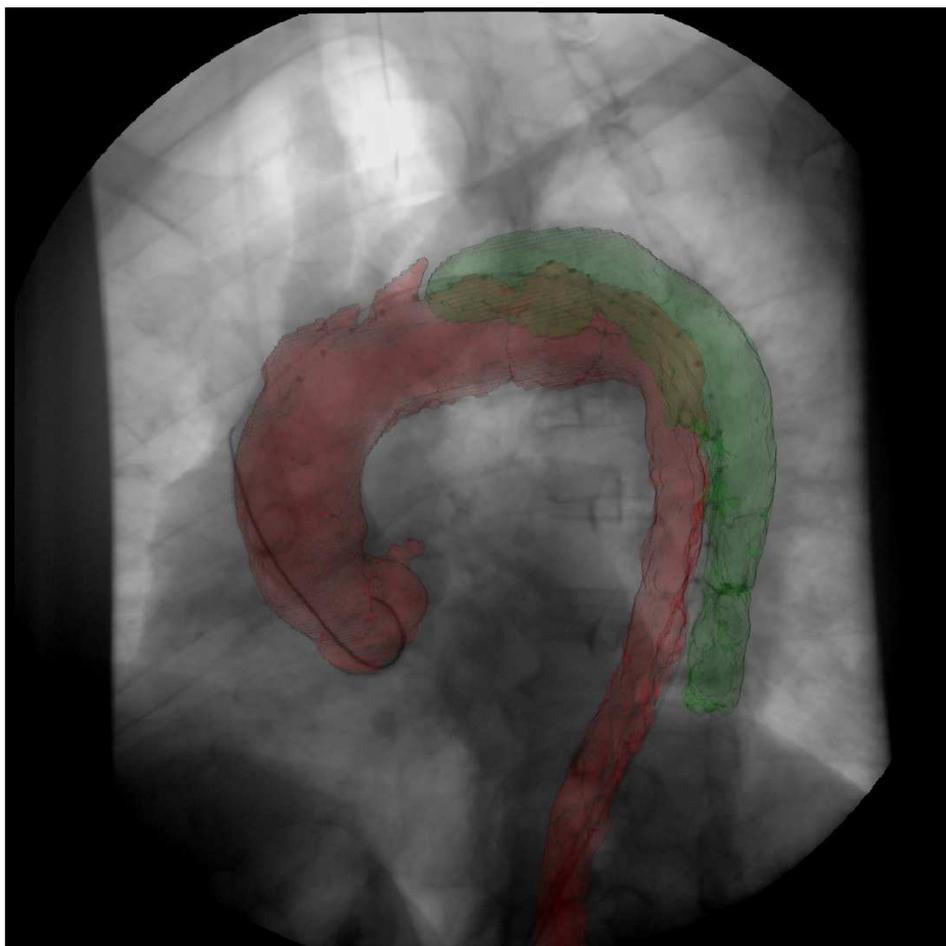


FIGURE 3.12 – Superposition des résultats de segmentation de la dissection aortique. Les chenaux sont séparés et affichés en différentes couleurs.

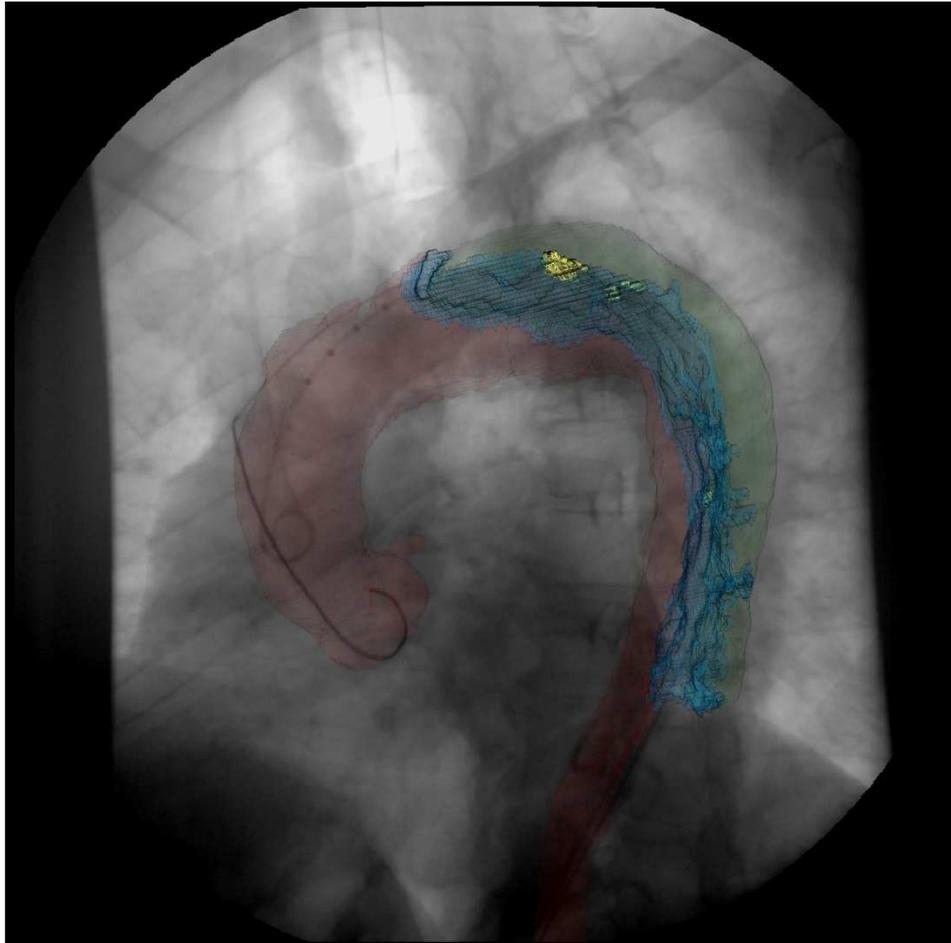


FIGURE 3.13 – Exemple d’une visualisation des caractéristiques de la dissection aortique sur une séquence d’angiographie. Le flap intimal, extrait à partir du scanner, est affiché en bleu ; les portes d’entrée détectées par un algorithme de bouchage de trous sont marquées en jaune. Les chenaux de dissection sont également visibles.

listes cliniques. Selon leur opinion, la superposition des données anatomiques et segmentées sur les images peropératoires apporte des informations importantes pour les gestes interventionnels et établit une amélioration au niveau de l'assistance guidée par ordinateur. Il existe un intérêt clinique pour la mise en place de cette approche dans les salles de traitement endovasculaire.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la chaîne globale de recalage 3D/2D, que nous avons construite durant cette étude. Son assemblage, complexe, découle de l'étude de l'état de l'art du chapitre 2.

La chaîne est composée de deux méthodes principales : d'une nouvelle technique rapide de recalage par ITD et d'une technique multi-échelles iconique, basée sur une mesure de similarité iconique. Nous avons caractérisé chaque partie de la chaîne et montré, de manière succincte, leur fonctionnement et propriétés.

Nous avons également donné les informations concernant la base de données d'images de dissection aortique, que nous avons utilisée pour tester et valider nos algorithmes. Dix-neuf couples composés d'image scanner CT et de séquence d'angiographie rayons X sont sélectionnés pour effectuer la mise en correspondance 3D/2D. Comme résultats, nous proposons différents rendus de superposition des données 3D sur les images interventionnelles. A notre connaissance, même si nos résultats ne sont pas en routine clinique, c'est la première fois que de telles données (chenaux, flap, porte d'entrée) décrivant une dissection aortique, sont proposées sur une angiographie.

Il est important que la méthode de recalage proposée soit rapide ; après certaines optimisations, elle pourra proposer un alignement d'images en quelques secondes après l'acquisition.

Dans les chapitres qui suivent, nous nous concentrons sur la définition des méthodes constituant la chaîne de recalage. Le chapitre suivant décrit le modèle paramétrique de l'aorte, utilisé au sein de la méthode ITD. Cette dernière, qui représente notre contribution dans le domaine du recalage, est détaillée au chapitre 5. L'évaluation de la chaîne de recalage et sa validation se trouvent au chapitre 6.

Chapitre 4

Modèle paramétrique de l'aorte

Nous introduisons dans ce chapitre le modèle paramétrique, utilisé pour représenter la forme du contour externe de l'aorte. Ce modèle, appelé enveloppe tubulaire, est défini à l'aide d'un nombre minimal de paramètres. Ses applications se trouvent dans les méthodes de recalage (présentées au chapitre 3) et dans la segmentation de l'aorte (cf. section 3.3.2.1).

Avant de proposer la définition de notre modèle à la section 4.3, nous présentons d'abord, à la section 4.1, les différentes manières de représentation de l'aorte en 3D. Ensuite vient l'état de l'art concernant la représentation de l'aorte (section 4.2). La généralisation en enveloppe vasculaire est discutée section 4.4. La section 4.5 montre la procédure de construction interactive du modèle. Le chapitre se termine par la présentation de l'algorithme de projection rapide de l'enveloppe (section 4.6).

4.1 Représentation de l'aorte en 3D

Nous pouvons distinguer trois manières différentes de représentation d'une forme : par définition de voxels segmentés (représentation volumique), d'un maillage ou d'un modèle paramétrique. Nous allons caractériser chacune de ces approches, en indiquant leurs avantages et inconvénients.

Représentation volumique. La forme de l'aorte est définie comme une image volumique binaire ou étiquetée, pour laquelle les valeurs non-nulles de voxels définissent la présence du vaisseau. Ce type de représentation de données est typiquement obtenu suite à l'application d'une méthode de segmentation sur une image 3D contenant des niveaux de gris (par exemple CT ou IRM). Son avantage est la précision, qui peut atteindre la résolution originale d'image, mais qui dépend de l'algorithme de segmentation utilisé.

L'utilisation de plusieurs étiquettes (valeurs scalaires attribuées aux voxels segmentés) rend possible le fait de définir et de marquer indépendamment différentes parties de l'organe, telles que la paroi de l'aorte, son intérieur, les

naissances des artères ou les artères elles-mêmes. En présence de pathologies aortiques (dissections ou anévrismes), il est possible de délimiter des caractéristiques associées à une maladie. Des étiquettes séparées peuvent donc être attribuées par exemple aux faux chenaux, au flap, aux positions des portes d'entrée, ...

Les inconvénients de la représentation volumique sont la nature statique des données stockées sous forme de voxels, la grande occupation de mémoire et la complexité de la visualisation 3D. Pour cette dernière, en effet, les techniques de rendu volumique ou génération de maillage sont nécessaires (section 1.2.3).

Représentation surfacique. Il s'agit de caractériser la forme de l'organe sous forme d'un maillage, constitué de polygones (triangles ou quads). Une surface peut être reconstruite à l'aide des données volumiques (voir représentation volumique), par triangularisation des résultats de segmentation ou par l'algorithme de Marching Cubes [100], ou l'une de ses déclinaisons.

Le maillage est facile à visualiser grâce aux algorithmes de z-buffer ou de lancer de rayons. Il est souvent possible de réduire le nombre de polygones (algorithmes de décimation), sans influence significative sur la précision de la surface. Ainsi, la mémoire nécessaire pour le stockage du maillage peut être fortement réduite, par rapport à l'approche volumique.

La caractéristique principale de la représentation surfacique est l'incapacité d'exprimer facilement l'épaisseur. Le maillage ne peut définir uniquement que le bord de l'objet considéré : si l'information d'épaisseur d'un organe fin est pertinente (par exemple épaisseur du flap ou de la paroi du vaisseau), il faut alors construire deux surfaces de chaque côté de cet objet.

La représentation surfacique est utilisée le plus souvent pour la visualisation 3D des données, mais aussi pour les simulations physiques, par exemple dans les applications de la méthode des éléments finis [82] (simulations de fluides, ou d'élasticité [49]).

Modèle paramétrique. La définition d'un modèle paramétrique permet d'exprimer la forme globale de l'aorte à l'aide d'un petit nombre de paramètres. Une grande précision du modèle n'est pas pertinente pour toutes les applications. La forme de l'objet est définie à l'aide de notions géométriques d'un niveau d'abstraction supérieur, par exemple objets géométriques, points de contrôle, surfaces. Un modèle doit également être capable d'exprimer les différentes formes d'aorte, pouvant se déformer ou évoluer au cours du temps. Une définition standardisée, homogène pour des organes issus de différents patients, permet d'effectuer des classifications, comparaisons ou caractérisations des différentes données en fonction des paramètres du modèle.

Dans nos travaux de recalage, nous avons choisi une représentation paramétrique géométrique de l'aorte (enveloppe tubulaire, cf. section 4.3.2).

Le nombre minimal de paramètres, la facilité de définition et la possibilité d'exprimer des déformations (envisageant des travaux futurs de recalage non-rigide) sont les arguments principaux qui justifient ce choix.

Dans la section 4.2, sont présentés les modèles paramétriques existants de l'aorte. Puis, nous proposons notre modèle, appelé enveloppe tubulaire, section 4.3.

4.2 Modèles paramétriques existants

Castro a proposé un modèle paramétrique déformable lors de son étude de la navigation endovasculaire à l'intérieur de l'aorte [24]. La forme du vaisseau est approximée par la suite des sphères inscrites maximales (appelées « unités de traitement »). Les positions de ces sphères sont définies le long des lignes centrales des artères. Les unités de traitement sont connectées en utilisant l'approche d'un réseau élastique de neurones. Les déformations de l'aorte peuvent être exprimées en changeant la taille et la position des sphères.

Une autre approche, introduite par Biesdorf *et al.* [14], définit une paramétrisation locale de l'aorte. L'intersection du vaisseau sur une coupe est interprétée comme un modèle cylindrique d'intensité. Trois variantes ont été proposées pour exprimer la forme de l'aorte : (1) un cylindre convolué avec une gaussienne, (2) un modèle cylindrique 3D associé à un champ de déformation limité dans une région sphérique et (3) un modèle 2D d'intersection circulaire, associé avec un champ de déformation 2D. Les variantes (1) et (2) sont construites de façon itérative pour l'aorte en entier ; le modèle 2D (3) est défini pour plusieurs coupes interpolées entre elles.

La proposition de Fontanilla Arranz *et al.* [49] est inspirée par la synthèse d'images 3D. Le maillage de l'aorte est généré à partir de résultats de la segmentation. Il peut être déformé à l'aide de la technique de squelette d'animation (rigging). Le squelette, construit d'os virtuels (bones), suit la ligne centrale du vaisseau. Les os sont arrangés dans une chaîne hiérarchique ; chaque os détermine sa zone d'influence sur le maillage. La déformation du modèle est effectuée par le changement de la position des bones, ce qui implique des déformations du maillage, conformes aux zones d'influence.

Groher *et al.* [63] utilisent un modèle de structures vasculaires sous forme de graphe. Les sommets (nœuds) sont divisés en deux groupes : les nœuds de bifurcation, décrivant uniquement la topologie d'embranchement des vaisseaux et les nœuds d'échantillonnage, qui expriment la géométrie locale. Les algorithmes de recalage appliqués pour un tel modèle profitent de la représentation de données par graphe.

Dans ce document, nous proposons une autre façon de représenter l'aorte. Notre modèle paramétrique a été conçu de façon à prendre en compte un nombre minimal de paramètres (qui vaut quelques dizaines pour l'objet entier), une précision suffisante pour représenter la forme globale (grossière)

du vaisseau et la possibilité d'exprimer des déformations. Nous définissons notre modèle, section 4.3, afin de l'exploiter dans notre méthode de recalage (cf. section 3).

4.3 Définition

Le modèle d'enveloppe tubulaire, que nous proposons, est inspiré d'une notion de cylindre généralisé. Il s'agit d'une structure géométrique semblable à un cylindre pouvant être déformé (cf. figure 4.1), définie à partir de courbes paramétriques (cf. équation 4.2). Une courte introduction des cylindres généralisés se trouve section 4.3.1.

Notre modèle emprunte une approche cylindrique, mais avec une paramétrisation différente. La forme tubulaire est représentée par une suite de cônes tronqués, connectés par leurs bases circulaires. Puisqu'un cône tronqué est un cas particulier linéaire du cylindre généralisé, l'enveloppe tubulaire peut être considérée comme un cylindre généralisé linéaire par morceaux. La définition exacte de ce modèle se trouve section 4.3.2.

4.3.1 Cylindre généralisé

La conception du *cylindre généralisé* [1, 173, 64] a été proposée pour représenter des objets sous la forme d'une structure tubulaire.

Le cylindre a la définition suivante :

$$x^2 + y^2 = r^2, \quad 0 \leq z \leq H, \quad (4.1)$$

où r est le rayon de la base et H sa hauteur.

La généralisation du cylindre peut être effectuée de deux manières indépendamment (voir figure 4.2) :

- les bases du cylindre et ses intersections perpendiculaires à sa base peuvent avoir une forme autre que circulaire : pour une hauteur h , cette forme peut être définie par des courbes fermées c_h ,
- la direction d'extrusion du cylindre peut être définie, au lieu du segment $0 \leq z \leq h$, par une courbe quelconque s ; le cylindre généralisé est alors capable d'exprimer les torsions et flexions.

Une définition paramétrique d'un cylindre généralisé (figure 4.1) est la suivante :

$$C = (s(h), c_h(r)), \quad 0 \leq h \leq H, \quad 0 \leq r < 2\pi, \quad (4.2)$$

où $s(h)$ est la ligne centrale du cylindre paramétrisée par h et $c_h(r)$ est une courbe fermée d'intersection au niveau h (passant par le plan orthogonal à $s(h)$).

La définition de cylindre généralisé de l'équation 4.2 nous a conduit à proposer sa version « enchaînée », pour laquelle le cylindre est constitué de la suite de sous-cylindres connectés par leurs bases.

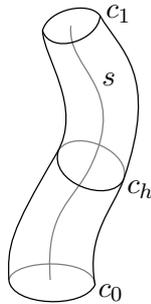


FIGURE 4.1 – Cylindre généralisé. La ligne centrale est une courbe s , une intersection au niveau h est une courbe fermée c_h , définie dans le plan passant par le centre de c_h , orienté vers c'_h .

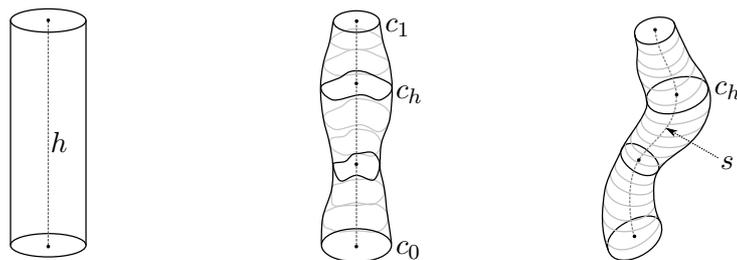


FIGURE 4.2 – Deux façons de généraliser un cylindre. À gauche : un cylindre régulier ; au centre : un cylindre dont les intersections transversales sont définies par des courbes ; à droite : l'extrusion entre les bases est effectuée le long d'une courbe.

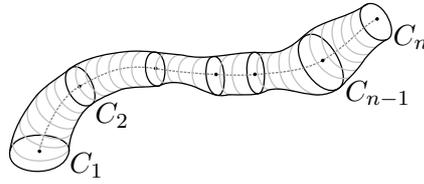


FIGURE 4.3 – Enveloppe tubulaire générale. Les segments sont définis par les cylindres généralisés, enchaînés par des bases communes C_i .

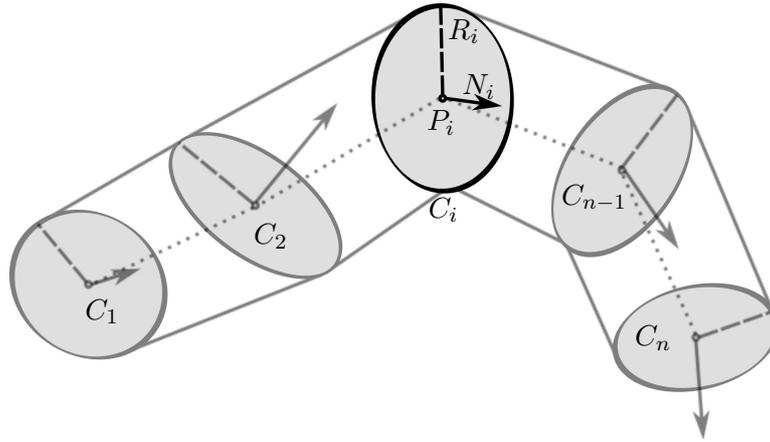


FIGURE 4.4 – Paramétrisation de l'enveloppe tubulaire, sous forme de suite de cônes tronqués.

4.3.2 Enveloppe tubulaire

Le modèle proposé dans notre étude est appelé *enveloppe tubulaire*. Il est adapté pour représenter des objets de forme tubulaire, à épaisseur variable. L'enveloppe tubulaire, de manière générale, est définie comme une suite de cylindres généralisés, connectés par des bases communes (figure 4.3).

La paramétrisation des fragments cylindriques de l'enveloppe tubulaire peut être donnée par l'équation 4.2. Néanmoins, nous avons décidé de reprendre une approche plus simple, selon laquelle les bases des cylindres sont circulaires et les lignes centrales sont représentées par des segments (figure 4.4). Une telle paramétrisation permet d'obtenir une forme tubulaire du modèle, utilisant en même temps un nombre minimal de paramètres.

L'enveloppe tubulaire est alors définie par n nœuds circulaires C_i ($i = 1, \dots, n$; $n \geq 2$), qui sont les bases communes des cylindres généralisés (voir figure 4.4). Chaque nœud C_i est paramétrisé par son centre P_i , son orientation (normale) N_i et son rayon R_i . Les cylindres (cônes tronqués), qui construisent l'enveloppe tubulaire, sont délimités par les nœuds consécutifs (C_i, C_{i+1}) et ont des lignes centrales définies par (P_i, P_{i+1}) avec $i = 1, \dots, n - 1$.

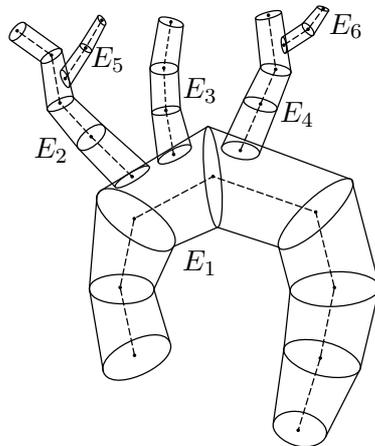


FIGURE 4.5 – Enveloppe vasculaire, construite à partir de l’enveloppe tubulaire principale E_1 et des sous-enveloppes E_2, E_3, E_4 attachées aux nœuds de E_1 . Les enveloppes E_2 et E_4 sont ensuite partagées avec E_5 et E_6 .

Le nombre de paramètres de l’enveloppe tubulaire est $7n$, chaque nœud étant défini par un paramètre scalaire R_i , un point 3D P_i et un vecteur normalisé N_i .

L’enveloppe tubulaire peut contenir un nombre variable de nœuds. Afin de délimiter le contour externe de l’aorte, nous définissons un ensemble de nœuds et pour chacun d’entre eux, le rayon associé. Un tracé grossier de la silhouette peut être défini à l’aide d’un petit nombre de nœuds ; une précision plus élevée peut nécessiter de créer un nombre plus élevé de nœuds. C’est notamment le cas de la crosse aortique, qui représente une variabilité géométrique importante.

Pour nos algorithmes de recalage (cf. section 3.3.1.1), les modèles construits comportent environ 25 nœuds et sont suffisants pour représenter toute l’aorte (voir section 6.1).

4.4 Généralisation – enveloppe vasculaire

Par sa construction, l’enveloppe tubulaire peut représenter un vaisseau sans bifurcations. Les structures plus complexes, telles qu’un réseau vasculaire ou une aorte avec ses artères sous-jacentes (TABC, diverses collatérales), nécessitent un modèle constitué de plusieurs enveloppes tubulaires, chacune définissant un vaisseau.

Nous pouvons proposer le modèle d’*enveloppe vasculaire* (figure 4.5), construit de manière hiérarchique. Une enveloppe tubulaire principale E_1 est la base pour des sous-enveloppes, attachées aux nœuds de E_1 . Chaque sous-enveloppe peut également donner naissance à d’autres enveloppes.

Le modèle de l’enveloppe vasculaire n’a pas été exploité dans nos travaux

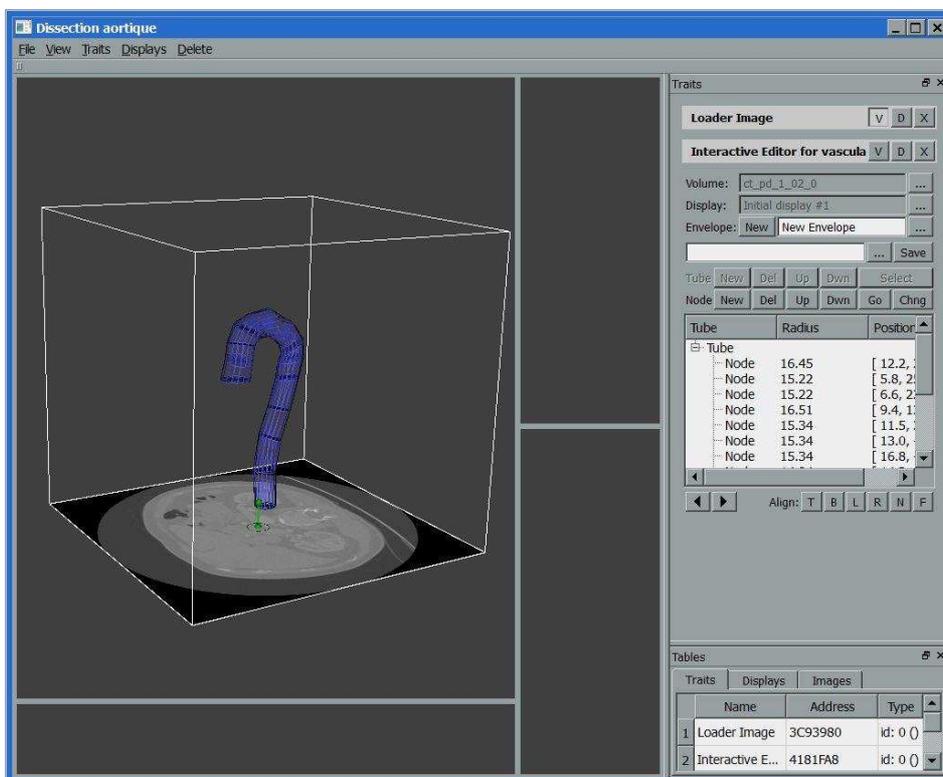


FIGURE 4.6 – Interface graphique pour la construction interactive de l’enveloppe tubulaire.

de recalage, puisque nous nous sommes intéressés au seul modèle d’aorte. Néanmoins, nous envisageons d’explorer les enveloppes vasculaires dans notre future recherche, pour représenter la structure vasculaire de l’aorte et les artères naissantes.

4.5 Construction interactive

Nous avons développé un programme permettant de construire une enveloppe tubulaire de façon interactive (figure 4.6). Le modèle est défini en 3D, à partir d’une image volumique scanner contenant l’aorte.

À tout instant, le volume est sectionné par un plan de coupe, librement orientable à l’intérieur de l’image, permettant de visualiser les voxels traversés. Le plan de coupe peut être guidé (positionné et orienté) à l’aide d’un manipulateur interactif – widget – attaché à ce plan (cf. figure 4.6). Il consiste en une poignée ayant la forme d’un segment terminé par deux boules et d’un anneau (le cercle représentant le contour externe de l’aorte).

La figure 4.7 montre les manipulations qui peuvent être effectuées à l’aide

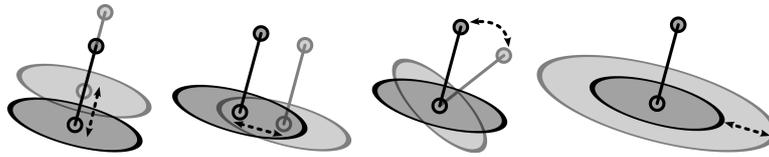


FIGURE 4.7 – Manipulations du widget en cours de construction de l’enveloppe tubulaire. De gauche à droite : déplacement du plan de coupe le long de sa normale, positionnement du widget sur la surface du plan, rotation du plan de coupe autour du centre de widget, changement du rayon du cercle.

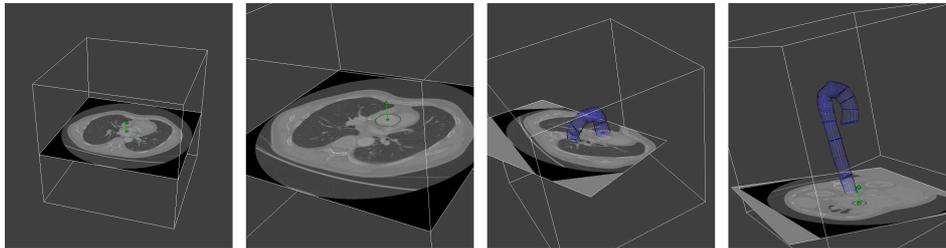


FIGURE 4.8 – Étapes de la construction d’une enveloppe tubulaire. De gauche à droite : position initiale après chargement de volume, positionnement sur la valve aortique, ajout successif des nœuds suivant la courbure de l’aorte, arrêt de la construction.

du widget. Le déplacement et l’orientation du plan de coupe sont obtenus en tirant respectivement le segment et le bout de la poignée (cf. figure 4.7). Cela permet de positionner rapidement le plan à l’endroit et dans la direction souhaités. Le déplacement du widget sur le plan de coupe sert à spécifier le centre de rotation.

Le modèle est construit par la définition successive d’une suite de nœuds circulaires ; ils sont aussi définis à l’aide du widget présenté ci-avant. Un nœud peut être ajouté ou modifié en spécifiant la position et l’orientation de l’anneau du widget ; le diamètre du cercle est réglé suite à l’ajustement de la taille de l’anneau (cf. figure 4.7).

Le processus de création d’enveloppe tubulaire, vu à la figure 4.8, permet de définir le modèle pour une aorte, visible dans une image 3D. Nous proposons un algorithme de construction de l’enveloppe en fonction des informations anatomiques dans le volume ; cet algorithme est décrit à la figure 4.9.

4.6 Projection rapide

Le modèle d’enveloppe tubulaire est utilisé dans la méthode de recalage ITD (cf. section 3.3.1.1) pour projeter l’aorte 3D. Nous proposons dans cette section une technique de projection du modèle, qui génère une image binaire

Algorithme de construction interactive de l'enveloppe tubulaire pour une aorte

1. *Charger le volume et initialiser l'enveloppe*
2. *Positionner le plan de coupe horizontalement, au niveau de la valve aortique*
3. *Ajuster l'orientation du plan de coupe afin d'obtenir une trace du contour de l'aorte la plus circulaire possible*
4. *Ajuster la position du widget et sa taille, le centrage devant être autour du contour 3D de l'aorte dans le volume*
5. *Ajouter un nouveau nœud*
6. *Déplacer le plan en suivant la courbure de l'aorte, à l'aide de la poignée du widget; arrêter si le contour de l'aorte est décalé du cercle du widget*
7. *Répéter les étapes 3.-6. jusqu'à l'obtention d'un modèle complet de l'aorte*

FIGURE 4.9 – Algorithme de construction interactive de l'enveloppe tubulaire pour une aorte.

de la forme d'enveloppe tubulaire. L'intérêt de cette section est de présenter un algorithme rapide, puisque la méthode de recalage 3D/2D effectuée de nombreuses projections du modèle (cf. section 5.2). La vitesse de la mise en correspondance d'images dépend alors de la vitesse de cette technique.

En synthèse d'images, une projection d'un objet dans une scène est effectuée à l'aide d'une technique de lancer de rayons : les rayons traversent à partir du centre de la projection, vers tous les pixels de l'image de projection. L'intersection d'un rayon avec un objet détermine la valeur du pixel correspondant. Dans le contexte de la projection binaire de l'enveloppe tubulaire, une intersection du rayon avec un objet produit un pixel avec l'étiquette 1, un rayon sans intersection produit un pixel avec l'étiquette 0.

Considérons un rayon particulier B et une enveloppe tubulaire constituée de n nœuds C_k , définissant $n-1$ cônes tronqués successifs (C_k, C_{k+1}) , comme vu à la figure 4.10.

Par le calcul de la distance minimale entre le rayon B et le segment $\overline{P_k P_{k+1}}$, qui est une ligne centrale du cône (C_k, C_{k+1}) , on peut détecter la distance minimale entre B et le cône. L'intersection rayon/cône existe, si cette distance est inférieure à l'épaisseur du cône R_α à la position la plus proche de B . R_α est calculée par interpolation linéaire des rayons des bases R_k et R_{k+1} .

La détection de l'intersection entre l'enveloppe tubulaire et le rayon B est effectuée pour tous les cônes tronqués du modèle. De plus, il est envisageable

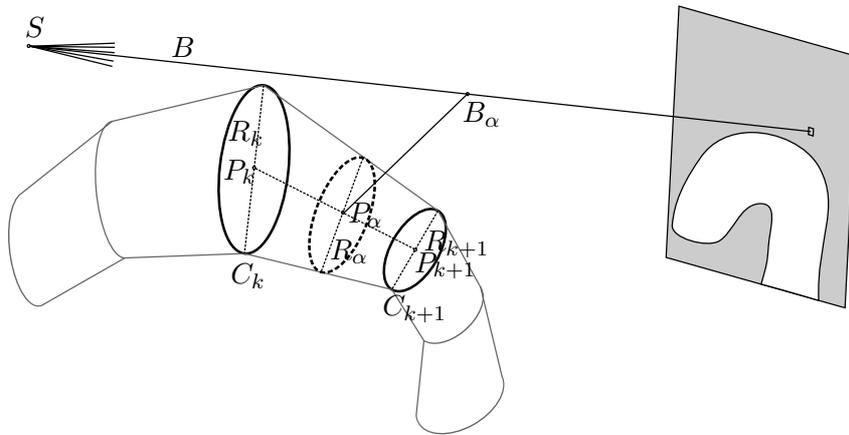


FIGURE 4.10 – Intersection rayon-cône tronqué.

de tester les intersections rayon/sphère pour les positions des nœuds (P_k, R_k) sans extrémités ($k = 2, \dots, n - 1$), afin d'éviter les discontinuités éventuelles entre les cônes. L'accélération des calculs peut être atteinte par utilisation préalable de boîtes englobantes, définies autour de chaque cône.

L'algorithme de la figure 4.11 définit le processus complet de la projection. Il est à noter que pour la plupart des rayons, il n'est pas obligatoire de suivre toutes les étapes de calculs : la procédure s'arrête aux lignes 1.(a) et 1.(d).

Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le modèle paramétrique de l'aorte, appelé enveloppe tubulaire. Il est utilisé non seulement dans notre chaîne de recalage 3D/2D, pour représenter la forme du vaisseau, mais également pour délimiter une zone d'intérêt dans laquelle lancer la segmentation des caractéristiques souhaitées.

Le modèle peut être construit de façon itérative, à l'aide d'un programme que nous avons développé. Une étude de précision et la présentation des enveloppes tubulaires créées pour les images de notre base de données, sont situées dans la section 6.1.

Algorithme de la projection d'enveloppe tubulaireDonnées : rayon B , enveloppe (C_1, \dots, C_n)

1. Pour chaque cône tronqué (C_k, C_{k+1}) ($k = 1, \dots, n - 1$) :
 - (a) Si B n'intersecte pas la boîte englobante du cône - continuer
 - (b) Si B intersecte la sphère centrée sur P_k de rayon R_k - arrêter (intersection détectée)
 - (c) Calculer la distance minimale d entre B et la droite $\overrightarrow{P_k P_{k+1}}$
 - (d) Si $d > \max(R_k, R_{k+1})$ - continuer
 - (e) Calculer B_α , le point de la projection de B sur la droite $\overrightarrow{P_k P_{k+1}}$
 - (f) Si B_α est en dehors du segment $\overline{P_k P_{k+1}}$ - continuer
 - (g) Calculer le rayon interpolé au niveau de B_α ,
$$R_\alpha = R_k + (R_{k+1} - R_k) \cdot \frac{\|B_\alpha P_{k+1}\|}{\|P_k P_{k+1}\|}$$
 - (h) Si $R_\alpha \geq d$ - arrêter (intersection détectée)
2. Arrêter (intersection non détectée)

FIGURE 4.11 – Algorithme de la projection d'enveloppe tubulaire.

Chapitre 5

Recalage d'images par descripteurs de transformation d'image (ITD)

Ce chapitre présente la nouvelle méthode de recalage, proposée dans le cadre de ce travail. Elle est basée sur le calcul direct des paramètres de la transformation recherchée, plutôt que sur l'optimisation des paramètres de la fonction de critère, comme la plupart des méthodes existantes (cf. section 2.1).

La mise en correspondance entre les images sera définie à partir de formules que nous avons appelées *descripteurs de transformation d'image* (*Image Transformation Descriptors*, ou ITD).

Les descripteurs ITD sont évalués, indépendamment pour chaque image, afin de caractériser le repère associé à la structure d'intérêt de façon à proposer la recherche d'une transformation locale – donc grâce à ce repère – de cet objet d'intérêt. Selon notre approche, la transformation qui met en correspondance deux images 2D est calculée directement, sans utilisation d'un processus d'optimisation¹.

La méthode de recalage ITD 3D/2D fait partie de la chaîne globale du recalage de l'aorte (cf. section 3.3.1). Elle est utilisée comme étape d'initialisation rapide d'une technique iconique plus lente, cette même étape commençant suite au calcul d'une transformation grossière, proche de la solution optimale. L'engagement de la méthode ITD permet alors de réduire le nombre d'itérations nécessaires, ce qui diminue le temps de calcul.

La section 5.1 présente la méthode de recalage ITD dans le cas d'un recalage avec des images de même dimensionnalité. Son extension pour le cas du recalage 3D/2D est décrite section 5.2. Nous proposons ensuite les descripteurs adaptés pour la mise en correspondance des images d'aorte,

1. La version 3D/2D de la méthode, décrite section 5.2, estime certains paramètres par une recherche globale (échantillonnage de l'espace de paramètres).

dans la section 5.3. La chaîne globale de recalage de l'aorte, basée sur la méthode ITD 3D/2D, a été présentée chapitre 3.

5.1 Définition du recalage par ITD

Cette section présente la méthode de recalage par ITD pour des images de même dimensionnalité (en particulier 2D/2D). Le cas du recalage 3D/2D, construit à partir d'un recalage 2D/2D par ITD, sera décrit section 5.2.

Après la définition générale des descripteurs introduite ci-après, la section 5.1.1 détaille la formulation des descripteurs ainsi que leurs caractéristiques et notations. Le calcul de la transformation à partir des ITD est décrit section 5.1.2. La possibilité d'utiliser la technique ITD de façon itérative est discutée à la section 5.1.3.

Le recalage par ITD est constitué des trois étapes suivantes (figure 5.1) :

- {É1} **définition des descripteurs** pour le problème d'alignement donné. Puisque les ITD caractérisent la pose (transformation spatiale) d'une structure d'intérêt sur une image, la définition des descripteurs peut varier pour différentes applications (e.g. les ITD utilisés pour aligner les images d'aorte peuvent être différents de ceux adaptés au recalage de structures osseuses),
- {É2} **calcul des descripteurs** pour l'image source A et pour l'image cible B . Les ITD sont évalués séparément pour chaque image, afin de représenter la pose locale de la structure d'intérêt sur chaque image.
- {É3} **estimation de la transformation T** . La définition d'estimateurs permet l'estimation des paramètres de T à l'aide des valeurs des descripteurs, évaluées indépendamment pour chacune des deux images.

L'étape {É1} de la définition et du choix des descripteurs appropriés est l'étape la plus importante de la méthode : elle détermine la précision et la réussite du recalage.

Typiquement, le problème de l'alignement des images est formulé comme la recherche d'une transformation T à partir du repère de l'image source vers le repère de l'image cible (cf. section 2.1). Cette approche ne prend pas en compte les informations spatiales associées aux structures (objets) d'intérêt, exprimées dans le domaine de l'image qui les contient.

Dans la méthode de recalage par ITD, nous décomposons la transformation recherchée T en une transformation $T_{A \rightarrow B}$ entre les repères des images A et B , et des transformations locales T_{S_I} entre le repère R_{S_I} de la structure d'intérêt S_I et le repère d'image R_I I étant soit l'image A , soit l'image B (voir figure 5.2).

Ainsi, la transformation recherchée T s'écrit :

$$T = T_{S_B} \circ T_{A \rightarrow B} \circ (T_{S_A})^{-1}. \quad (5.1)$$

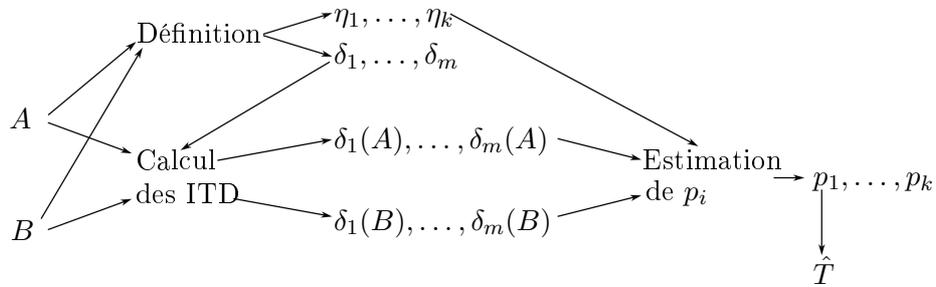


FIGURE 5.1 – Schéma général de la méthode de recalage par ITD pour des images A et B de même dimensionnalité. Les descripteurs ITD $\delta_1, \dots, \delta_m$ sont définis en fonction du problème envisagé, i.e. du type d'images et de données associées. Le calcul des ITD est effectué pour chaque image individuellement. Les paramètres de la transformation T sont calculés à l'aide des estimateurs η_1, \dots, η_k , qui exploitent les valeurs des descripteurs (voir section 5.1.2).

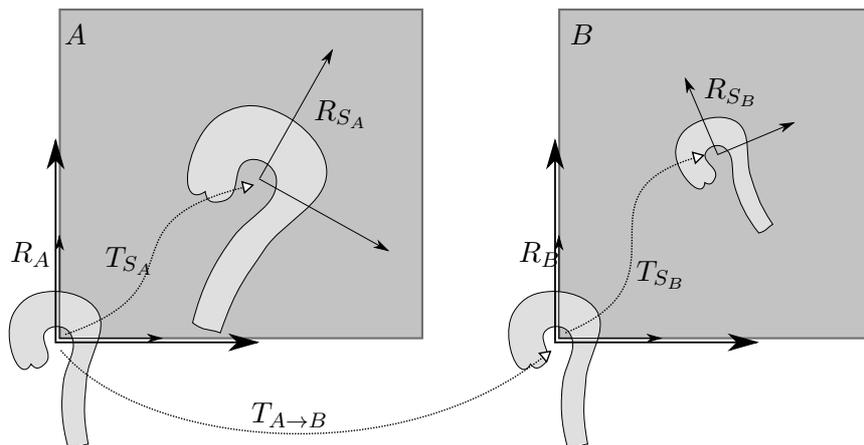


FIGURE 5.2 – Système de repères locaux pour le recalage par ITD.

La figure 5.2 présente les relations entre les transformations des objets sur les images et les images elle-mêmes.

Par la suite, nous considérons les repères R_A et R_B confondus, puisqu'il est possible d'aligner les origines des images et par conséquent de réduire $T_{A \rightarrow B}$ à l'identité. La décomposition de T prend alors la forme :

$$T = T_{S_B} \circ (T_{S_A})^{-1}. \quad (5.2)$$

La transformation locale T_{S_A} de la structure d'intérêt sur l'image A est caractérisée par les valeurs des descripteurs ITD évalués pour A lors de l'étape $\{\acute{E}2\}$. De manière identique, les descripteurs calculés pour l'image B déterminent la transformation T_{S_B} par rapport au repère R_B .

Lors de l'étape $\{\acute{E}3\}$, les informations spatiales, déduites séparément pour chaque image (étape $\{\acute{E}2\}$), sont ensuite combinées pour estimer la transformation T . Remarquons, que les transformations intermédiaires T_{S_A} et T_{S_B} ne doivent pas être explicitement calculées ; les descripteurs ITD pour A et B permettent d'estimer directement les paramètres de T .

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons les descripteurs ITD (section 5.1.1), leur définition et en donnons des exemples. Le calcul de la transformation T , en utilisant les estimateurs des paramètres de T , est décrit section 5.1.2. La section 5.1.3 propose une approche itérative de la méthode de recalage par ITD.

5.1.1 Descripteurs ITD

Les descripteurs de transformation d'image (ITD) caractérisent certaines informations spatiales des objets présents sur une image. En effet, les ITD expriment une transformation locale T_{S_I} d'une structure d'intérêt S , relativement au repère R_I de l'image I (cf. figure 5.2).

5.1.1.1 Facteurs de forme

La conception des descripteurs ITD a été inspirée par les facteurs de forme. Un *facteur de forme* [53] décrit certaines caractéristiques liées à la forme (contour, profil) d'un objet sur une image. Les facteurs de forme représentent des paramètres scalaires, qui peuvent être interprétés relativement (entre eux-mêmes) pour comparer différents objets. Par exemple, un facteur de circularité (cf. figure 5.3) peut indiquer quel objet est plus circulaire par rapport à d'autres. De la même façon, il est possible de comparer ou de classer d'autres caractéristiques de la forme des objets, telles que la rugosité, la compacité, l'élongation, etc., en proposant des facteurs de forme appropriés.

Les facteurs de forme sont invariants par similitude (c'est-à-dire, translation, rotation, et mise à l'échelle uniforme) : un facteur de forme aura la même valeur pour une structure initiale et pour cette structure sur laquelle une similitude est appliquée. Ceci permet alors de dissocier les informations

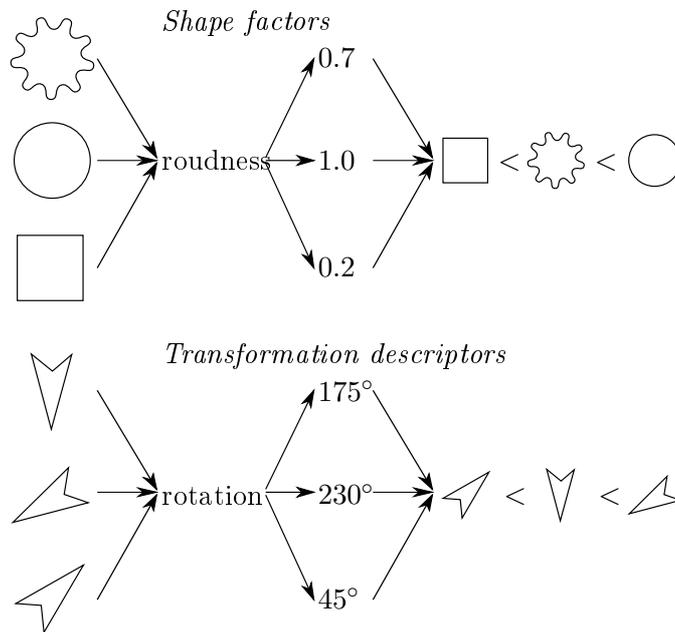


FIGURE 5.3 – Facteurs de forme versus ITD.

associées à la forme d'un objet, des informations spatiales (position, transformation).

Les descripteurs de transformation d'image ITD, eux-mêmes, représentent des valeurs scalaires, calculées à partir des images. Contrairement aux facteurs de forme, l'objectif principal des ITD n'est pas de proposer une caractéristique de la forme des objets mais certaines de leurs caractéristiques spatiales. On peut alors dire que les ITD caractérisent des propriétés spatiales d'un objet, en supposant que la forme est constante dans les images sur lesquelles les ITD sont calculés². Cette approche est ainsi duale par rapport à celle basée sur les facteurs de forme : la première basée sur les ITD caractérise une transformation tout en négligeant la forme, la seconde caractérise une forme en ignorant les transformations (cf. figure 5.3).

5.1.1.2 Définition

Un descripteur de transformation d'image ITD est une fonction définie sur une image I , dont la valeur retournée est un scalaire. Pour un problème de recalage donné, on définit m descripteurs δ_i ($i = 1, \dots, m$) :

$$\delta_i: I \rightarrow \mathbb{R}. \quad (5.3)$$

2. Le recalage consiste à mettre en correspondance deux images contenant une même structure ou objet. Nous supposons que la forme d'une structure est la même (ou très proche) sur les deux images recalées par ITD.

$\delta_i(I)$ est l'évaluation du descripteur δ_i , appliqué à l'image I . La valeur $\delta_i(I)$ représente une certaine caractéristique spatiale de I , qui est exprimée par le descripteur δ_i . Par exemple, on peut considérer le couple (triplet) des ITD des positions selon les axes OX et OY (et OZ si en 3D), définissant la position de la structure d'intérêt par rapport à l'origine de l'image.

Notons $\delta = (\delta_1, \dots, \delta_m)$ le vecteur des m descripteurs considérés pour un problème de recalage. L'évaluation de tous les ITD pour une image I s'écrit alors :

$$\delta(I) = (\delta_1(I), \dots, \delta_m(I)). \quad (5.4)$$

Cette notation courte sera utilisée par la suite (section 5.1.2).

5.1.1.3 Propriétés générales

Nous pouvons distinguer les trois caractéristiques suivantes des descripteurs :

Dépendance possible entre différents ITD. Certains descripteurs peuvent dépendre d'autres. En général, nous avons (figure 5.4(a)) :

$$\delta_i = \delta_i(\delta_{i-1}, \dots, \delta_1), \quad i > 1. \quad (5.5)$$

Néanmoins, il faut noter, que les descripteurs calculés pour une image sont toujours indépendants des descripteurs calculés pour l'autre.

Définition différente pour plusieurs images. Les descripteurs $\delta_i^{(A)}$ peuvent être définis uniquement pour l'image source A , pendant que les descripteurs $\delta_i^{(B)}$, appliqués à l'image cible B , peuvent avoir des formulations différentes (voir figure 5.4(c)). La condition suffisante est que tous les couples de descripteurs correspondants $(\delta_i^{(A)}, \delta_i^{(B)})$ doivent représenter le même paramètre de T .

Caractérisation du même paramètre par plusieurs ITD. Un paramètre p_i de la transformation T peut être estimé par différents descripteurs $\delta_{i_1}, \dots, \delta_{i_s}$ (voir figure 5.4(b)).

5.1.2 Estimateurs de paramètres T

On rappelle que T est défini par k paramètres (p_1, \dots, p_k) . On exploite m descripteurs $(\delta_1, \dots, \delta_m)$ afin d'estimer T ($m \geq k$).

La transformation T est déterminée lorsque ses k paramètres le sont ; chacun d'eux va en fait être estimé à partir d'un estimateur η_i ($i = 1, \dots, k$), celui-ci étant calculé à base d'ITD :

$$\eta_i: \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}. \quad (5.6)$$

L'estimation de la valeur de p_i s'effectue en fonction de η_i :

$$\hat{p}_i = \eta_i(\delta(A), \delta(B)). \quad (5.7)$$

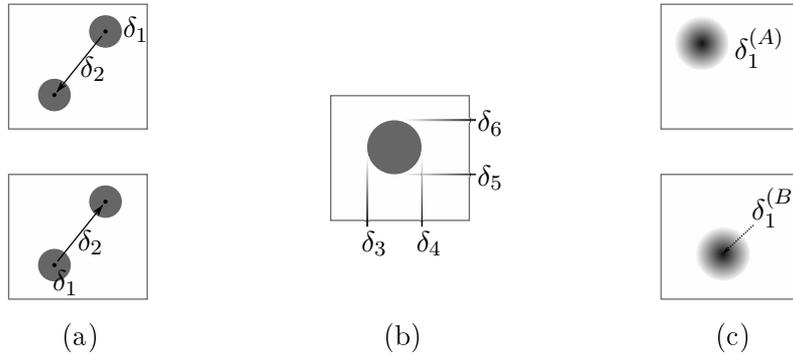


FIGURE 5.4 – Caractéristiques des descripteurs ITD – exemples. (a) Dépendance : δ_1 caractérise le centre d’un premier cercle ; δ_2 l’orientation vers un deuxième cercle, ainsi δ_2 est défini en fonction de δ_1 . (b) Plusieurs descripteurs caractérisant un même paramètre : la position selon OX de la structure est déduite par $\delta_4 - \delta_3$, la position selon OY par $\delta_6 - \delta_5$. (c) Différents descripteurs par image : la position de la structure est estimée par le centre de masse $\delta_1^{(A)}$ pour A et par la position du pixel le plus clair $\delta_1^{(B)}$ pour B .

Dans la suite de ce document, nous allons utiliser la notation courte $\eta = (\eta_1, \dots, \eta_k)$, pour laquelle η est le vecteur des estimateurs des paramètres $p = (p_1, \dots, p_k)$ de la transformation T . Le recalage ITD peut alors être formulé de la façon suivante :

$$\hat{T} = \eta(\delta(A), \delta(B)), \quad (5.8)$$

où $\hat{T} = T(\hat{p}) = T(\hat{p}_1, \dots, \hat{p}_k)$ est la transformation estimée pour la mise en correspondance des images A et B .

Les estimateurs η « traduisent » les valeurs des ITD – une description des repères locaux sur les images – vers un mapping entre A et B (équation 5.2). Le principe de ce passage consiste à ramener la structure de l’image source A dans le repère R_A (figure 5.2) à l’aide des $\delta(A)$, puis de l’amener dans le repère R_{S_B} , à l’aide de $\delta(B)$ (cf. section 5.1).

5.1.3 Approche itérative

La difficulté majeure, associée au recalage par ITD, est de proposer les descripteurs les plus adéquats pour un problème particulier. Puisque la précision de la transformation estimée \hat{T} dépend de la qualité des ITD, ces derniers doivent exprimer le mieux possible les caractéristiques spatiales de la structure d’intérêt.

Afin d’améliorer la précision de recalage par ITD, il est intéressant d’envisager cette méthode comme un processus répétitif, pour lequel plusieurs

exécutions de l'algorithme ajustent le résultat. Plus précisément, la première itération

$$\hat{T}^{(1)} = \eta(\delta(A), \delta(B)) \quad (5.9)$$

retourne la transformation $\hat{T}^{(1)}$, calculée pour les images originales A et B . Puis, la deuxième itération de l'algorithme ITD est effectuée, en utilisant les images alignées lors de l'étape précédente : $\hat{T}^{(1)} \circ A$ et B . On a alors :

$$\hat{T}^{(2)} = \eta(\delta(\hat{T}^{(1)} \circ A), \delta(B)). \quad (5.10)$$

La t -ième itération conduit à l'estimation de $\hat{T}^{(t)}$, qui s'exprime alors :

$$\hat{T}^{(t)} = \eta(\delta(\hat{T}^{(t-1)} \circ \dots \circ \hat{T}^{(1)} \circ A), \delta(B)). \quad (5.11)$$

Le critère d'arrêt de ce processus itératif peut être défini de plusieurs manières :

- comme un nombre de pas fixe,
- en fonction d'un ratio de convergence, par exemple $\left| \hat{p}_j^{(i)} - \hat{p}_j^{(i-1)} \right| < \varepsilon_j$ (avec $j = 1, \dots, k$),
- en utilisant une mesure de similarité, calculée a posteriori pour les images recalées (cf. section suivante).

La figure 5.5 à gauche montre un schéma décrivant un algorithme à base d'ITD sans répétition, à droite un schéma dans lequel l'algorithme à base d'ITD est itératif. Le critère d'arrêt présenté dans cette figure utilise une mesure de similarité calculée pour les images alignées à l'étape courante.

Au chapitre 6, nous montrons les résultats du recalage ITD pour des images d'aorte; les tests nous ont montré que le nombre d'itérations peut être fixé a priori à 2 ou 3; les paramètres estimés se stabilisent après ces quelques étapes et des répétitions supplémentaires n'augmentent pas de manière significative la précision du résultat.

La méthode présentée jusqu'ici est définie pour le recalage des images de même dimensionnalité. Dans la section 5.2.1, nous allons l'incorporer comme composante d'un algorithme de recalage 3D/2D défini pour une orientation 3D particulière (appelée orientation cohérente). La construction de la méthode 3D/2D complète (section 5.2.2) impose l'utilisation d'une mesure de similarité dans un processus décisif du choix de la meilleure orientation.

5.2 Recalage 3D/2D par ITD

La méthode du recalage 3D/2D par ITD est construite à base d'une approche projective, comme montré figure 2.18 (page 102). L'image source A est le volume 3D; le recalage consiste à estimer la transformation de telle façon à ce que $P \circ T \circ A$ – la projection de la transformation de A –, s'aligne le mieux possible avec B – l'image 2D (référence).

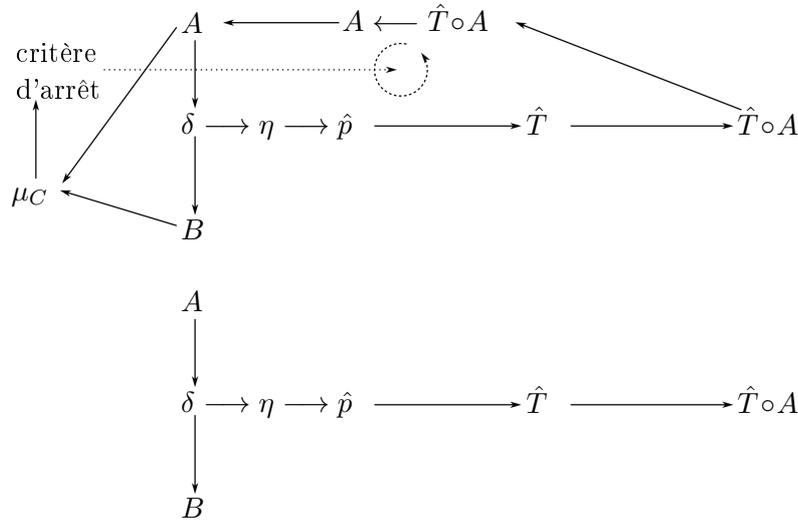


FIGURE 5.5 – Schéma de la méthode de recalage par ITD comme processus à une seule itération (en bas) ou à plusieurs itérations (en haut). Pour chaque itération de l'estimation de \hat{T} , l'image considérée est mise à jour en appliquant $A \leftarrow \hat{T} \circ A$. Un critère d'arrêt peut être défini en fonction de la valeur d'une mesure de similarité μ_C , évaluée après chaque itération.

On suppose dans un premier temps la donnée de la projection P ; on verra plus tard la proposition de la recherche d'une projection correcte.

La méthode ITD dans le cas 2D (section 5.1) est appliquée afin de recalage les images de projections $\mathcal{P} \circ T \circ A$ et B . La transformation résultante \hat{T}_{2D} ,

$$\hat{T}_{2D} = \eta(\mathcal{P} \circ T \circ A, B)$$

sera utilisée pour le processus d'estimation de la transformation rigide 3D du volume. Cette transformation \hat{T}_{3D} est supposée positionner le volume pour qu'il implique une projection $\mathcal{P} \circ T \circ A$ la plus proche possible de B . L'estimation de \hat{T}_{3D} est faite selon une approche itérative de la mise à jour (amélioration) de la pose 3D du volume.

Nous définissons notre méthode de recalage 3D/2D par ITD en deux étapes :

- la première (section 5.2.1) suppose disposer de la donnée « pose 3D » et on appellera cette hypothèse « à orientation cohérente » – on aura ainsi une orientation correcte du volume et les explications se porteront alors plus sur la partie 3D/2D ;
- la deuxième étape (section 5.2.2) présente la méthode dans un cas plus général et on se focalisera sur cette recherche de pose.

La décomposition du problème 3D/2D selon les deux étapes précédentes peut être qualifiée comme « dans le plan » et « hors plan ». Les paramètres

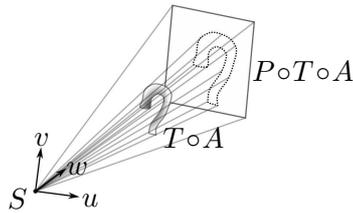


FIGURE 5.6 – Système de repères pour la transformation T_{3D} . L'origine se trouve au centre de la projection S , les axes OU et OV sont parallèles aux axes de l'image à projeter et l'axe OW est dirigé vers le centre de l'image de projection.

de la transformation sont ainsi séparés en deux groupes : ceux qui peuvent être estimés en utilisant la projection $P \circ T \circ A$ avec l'image cible B (translation, rotation dans le plan) et ceux qui représentent les composantes hors plan (rotations autour des axes orthogonaux à la direction de projection). Pour traiter ce problème, Cyr *et al.* [38] utilisent des techniques de recalage à base d'optimisation classique des fonctions de critère ; Freiman *et al.* [52] ont choisi, pour la transformation dans le plan, d'estimer les paramètres en convertissant les images dans l'espace de Fourier, à partir d'une corrélation de phases. Dans ces travaux, Fu *et al.* [54] ont repris une approche de recalage 3D/2D basée sur la comparaison des formes de contours, à l'aide d'une mesure de similarité issue des graphes.

5.2.1 Orientation cohérente

Par la suite, la transformation 3D sera définie dans le repère situé au centre de la projection (figure 5.6). Cela permet d'exprimer les transformations de façon plus efficace.

La transformation initiale T_0 doit entraîner une orientation cohérente de la structure d'intérêt sur les deux images-projections $P \circ T_0 \circ A$ et B i.e., doit s'assurer de la visibilité d'une même partie de la structure d'intérêt sur ces deux images (figure 5.7). Autrement dit, les paramètres de la rotation selon les axes parallèles à l'axe de projection (OU et OV) sont supposés corrects. Comme écrit précédemment, la section 5.2.2 décrira la recherche d'une pose dans un cas plus général, pour lequel l'orientation cohérente n'est pas connue.

Pour trouver une transformation rigide 3D, il reste à calculer 4 paramètres : les vecteurs de translations selon OU , OV et OW , et l'angle de rotation autour de OW . Nous proposons alors un algorithme d'estimation de la mise à jour de la pose 3D qui permet de déterminer ces paramètres.

Le but de cet algorithme est d'estimer une transformation 3D afin de mettre-à-jour la pose du volume, tout en exploitant la similitude 2D \hat{T}_{2D} entre les deux projections $P \circ T_0 \circ A$ et B (figure 5.8). Plus précisément, l'algorithme doit trouver une transformation, qui « déplace » le volume qui

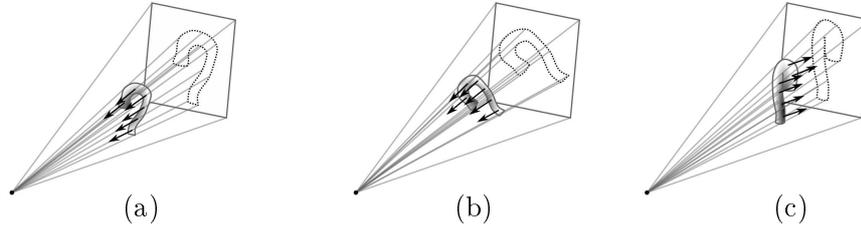


FIGURE 5.7 – Orientation coh erente du volume sur les projections. Le volume dans (a) et (b) est dans une orientation coh erente : un m eme fragment de la structure d'int er et est dirig e vers le centre de projection et correspond   un m eme fragment de la structure sur l'image de projection ; la forme de la silhouette est pareille. Dans (c), l'orientation du volume n'est coh erente ni avec (a), ni (b).

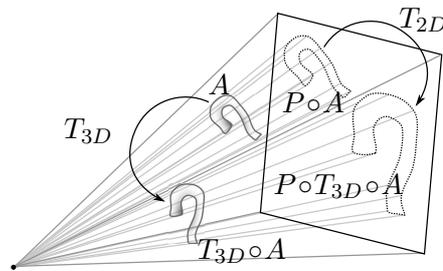


FIGURE 5.8 – Algorithme de la mise   jour de la pose 3D. L'objectif est de trouver une transformation rigide 3D du volume, correspondant   la similitude 2D entre les deux projections $P \circ T_{3D} \circ A$ et B .

entra nait la projection $\mathcal{P} \circ T_0 \circ A$, vers une nouvelle pose, dont la projection serait proche de $\hat{T}_{2D} \circ \mathcal{P} \circ T_0 \circ A$.

La premi re  tape de ces calculs est la d composition de \hat{T}_{2D} en translations, rotation et mise   l' chelle en 2D. Ensuite, chaque composante est exploit e afin d'estimer la transformation 3D du volume, qui correspond   cette composante.

Translation 2D. La translation selon un vecteur \varkappa dans le plan de projection est interpr t e comme une rotation 3D du volume autour de l'axe $OW \times \varkappa$ par un angle proportionnel   $|\varkappa|$ (figure 5.9). Cette op ration pr serve l'orientation coh erente du volume.

Rotation 2D. La rotation ϱ dans le plan de la projection est interpr t e directement comme une rotation du volume selon l'axe OW (figure 5.9).

Mise   l' chelle 2D. Le changement de la taille de la structure sur les projections d coule du mouvement du volume dans la direction de projection ; l' quivalent 3D d'une mise   l' chelle ς est alors une translation

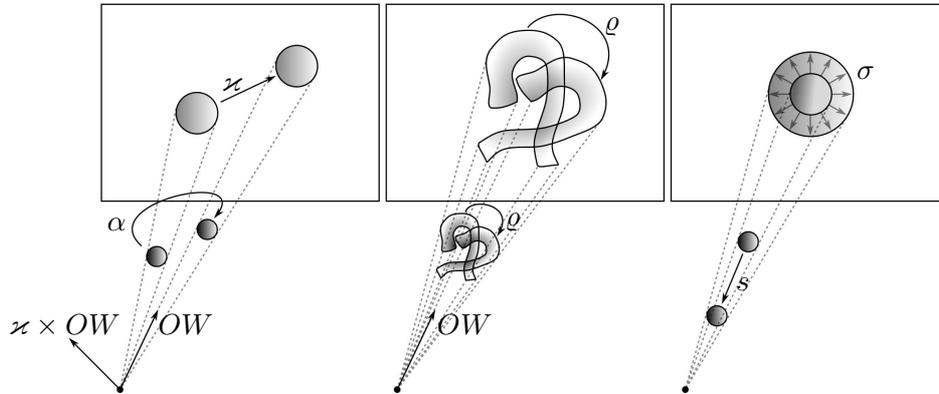


FIGURE 5.9 – Interprétation 3D de la transformation 2D entre projections. De gauche à droite : translation, rotation et mise à l'échelle planaire, avec les transformations associées en 3D.

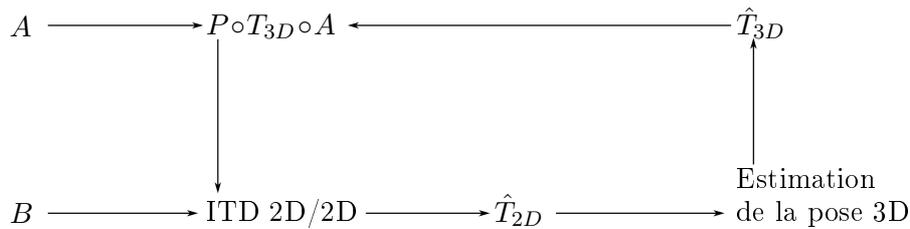


FIGURE 5.10 – Schéma de la méthode de recalage 3D/2D avec orientation cohérente.

du volume selon l'axe OW , d'une distance proportionnelle au facteur d'échelle ς (figure 5.9).

Il faut bien noter, que les estimations présentées ci-avant ne sont pas précises au sens géométrique ; elles permettent d'approximer rapidement le manque de la troisième dimension due à la projection du volume 3D.

5.2.1.1 Algorithme de recalage 3D/2D par ITD avec orientation cohérente

Dans cette section, nous proposons notre algorithme de recalage 3D/2D à base d'ITD avec l'hypothèse d'une orientation cohérente. Il est constitué de deux étapes principales (voir figure 5.10) : recalage ITD 2D/2D entre les projections $P \circ T \circ A$ et B et estimation de la pose 3D du volume. L'algorithme est présenté à la figure 5.11.

Les erreurs de calcul de la pose 3D sont proportionnelles au décalage entre les projections. Dans nos tests sur les images d'aorte, nous avons choisi

Algorithme de recalage ITD 3D/2D avec l'hypothèse d'une orientation cohérente

Données : transformation cohérente T_0 , images A , B , paramètres de la projection P

1. Calculer \hat{T}_{2D} en utilisant la méthode ITD 2D/2D entre $P \circ T_0 \circ A$ et B ,
2. Estimer la mise à jour \hat{T}_{3D} du volume A à l'aide de la transformation \hat{T}_{2D} ,
3. Remplacer T_0 par \hat{T}_{3D} obtenue lors de l'étape précédente,
4. Répéter les trois étapes précédentes un nombre arbitraire de fois ou jusqu'à convergence.

FIGURE 5.11 – Algorithme du recalage 3D/2D ITD avec une orientation cohérente.

un nombre donné d'itérations pour l'arrêt de l'algorithme ; trois itérations suffisent à l'obtention d'un résultat satisfaisant. Notons, que la réussite de cette méthode de recalage 3D/2D dépend de la précision du recalage 2D, utilisé lors de la première étape de l'algorithme.

5.2.2 Orientation quelconque

La section précédente décrit le cas, où l'orientation initiale du volume, par rapport au système de projection, doit être cohérente avec celle de l'image cible (figure 5.7). Une telle orientation peut être déduite des informations connues a priori ; c'est par exemple le cas si l'on connaît certains paramètres d'acquisition et de projection, ou si l'on détermine de façon interactive une projection afin d'obtenir une orientation cohérente. Comme vu dans la section précédente, les paramètres de la transformation rigide 3D \hat{T}_{3D} sont estimés à l'aide de plusieurs descripteurs et estimateurs associés ; les paramètres de rotation OU et OV étant considérés comme donnés.

Dans cette section, nous décrivons la méthode de recalage 3D/2D par ITD, sans condition d'orientation cohérente des projections. La seule restriction qui doit être respectée durant le déroulement de cet algorithme est la visibilité de la structure d'intérêt sur les deux projections. Une telle transformation 3D, notée T_{00} , peut alors être calculée de façon automatique (figure 5.12).

L'algorithme consiste alors à chercher une orientation optimale du volume, par rapport à la projection de référence B . Puisqu'il n'est pas possible de déduire cette orientation à partir des données de projection, les paramètres de l'orientation du volume $(\omega_{OU}, \omega_{OV})$ sont échantillonnés dans l'espace de rotations selon les axes OU et OV .

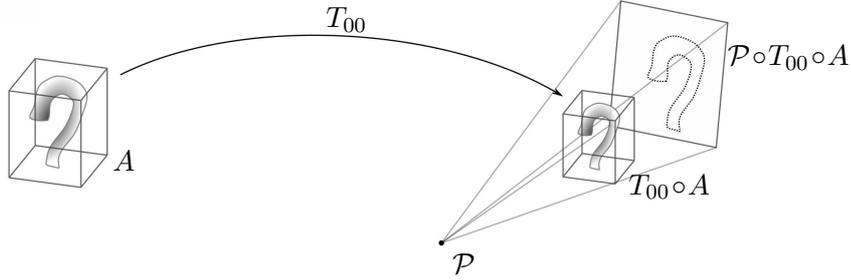


FIGURE 5.12 – La transformation initiale T_{00} doit placer le volume à l'intérieur du cône de projection du système \mathcal{P} . Cela est possible par la translation du volume au milieu du segment, connectant le centre du système de projection et l'image de projection.

Nous proposons dans la suite une recherche exhaustive des orientations possibles. Il est néanmoins possible d'appliquer d'autres stratégies de recherche, comme notamment un échantillonnage hiérarchique, proposé par Cyr *et al.* [38].

On définit alors l'échantillon des rotations $(\omega_{OU}^{(u)}, \omega_{OV}^{(v)})$, pour $u = 1, 2, \dots, n_u$ et $v = 1, 2, \dots, n_v$. Cet échantillon permet de générer les transformations candidates T_{ω_u, ω_v} à une orientation optimale :

$$T_{\omega_u, \omega_v} = T_C \circ R_{OV}(\omega_{OV}^{(v)}) \circ R_{OU}(\omega_{OU}^{(u)}) \circ T_C^{-1} \circ T_{00}, \quad (5.12)$$

où $R_{OU}(\cdot)$ et $R_{OV}(\cdot)$ sont les matrices de rotation respectivement autour des axes OU et OV , et T_C est la translation vers le centre de rotation C prédéfini. Dans notre cas, nous définissons C comme le centre du volume.

L'étape suivante de l'algorithme 3D/2D général est l'exécution de la méthode 3D/2D pour une orientation cohérente (section 5.2.1) pour chaque couple (u, v) , en considérant T_{ω_u, ω_v} comme la transformation initiale T_0 .

Le recalage ITD 3D/2D, déroulé pour les orientations cohérentes T_{ω_u, ω_v} , donne comme résultats $\hat{T}_{u,v}$. Ces transformations $\hat{T}_{u,v}$ doivent être évaluées, afin de choisir celle qui correspond à la meilleure orientation du volume. Le choix de la transformation optimale $\hat{T}_{u,v}^*$ est fait à partir d'une mesure de similarité μ_s , qui évalue la qualité d'alignement des projections $P \circ \hat{T}_{u,v} \circ A$ et B . Les valeurs $s_{u,v}$ de μ_s sont calculées de la façon suivante pour toutes les transformations $\hat{T}_{u,v}$:

$$s_{u,v} = \mu_s \left(P \circ \hat{T}_{u,v} \circ A, B \right) \quad (5.13)$$

La valeur maximale de $s_{u,v}$ correspond au meilleur alignement et à la meilleure orientation (u^*, v^*) :

$$(u^*, v^*) = \arg \max_{(u,v)} s_{u,v} = \arg \max_{(u,v)} \mu_s \left(P \circ \hat{T}_{u,v} \circ A, B \right) \quad (5.14)$$

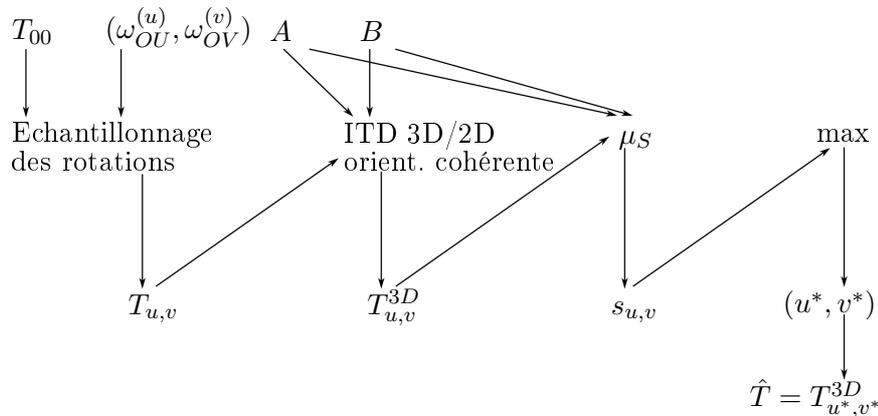


FIGURE 5.13 – Schéma de la méthode générale de recalage 3D/2D par ITD. L'échantillonnage des orientations possibles $(\omega_{OU}^{(u)}, \omega_{OV}^{(v)})$ est généré. Puis, pour chaque échantillon – i.e. pour chaque orientation possible –, l'algorithme de recalage 3D/2D selon une orientation cohérente est effectué. Les résultats $\hat{T}_{u,v}$ sont évalués par la mesure de similarité μ_s . La meilleure orientation (u^*, v^*) est sélectionnée comme le résultat final \hat{T} de la méthode.

Le couple de rotations optimales (u^*, v^*) correspond à la transformation \hat{T}_{u^*,v^*} qui offre la meilleure similarité s_{u^*,v^*} entre les images recalées. La mesure de similarité, choisie pour nos images binaires de l'aorte, est le coefficient de Dice (voir l'équation 6.18, à la page 195).

Insistons sur le fait que l'algorithme de recalage 3D/2D pour orientation cohérente est ainsi effectué pour toutes les orientations de l'échantillonnage ; elles sont alors considérées par l'algorithme (section 5.2.1.1) comme cohérentes. Les orientations du volume les plus mauvaises sont néanmoins éliminées à l'étape de la comparaison des valeurs $s_{u,v}$, puisque les alignements incorrects donnent des valeurs faibles de la similarité. L'équation 5.14 permet alors de choisir le couple de rotations le plus proche de l'orientation optimale.

La faible similarité des images obtenues suite à une mauvaise orientation est justifiée de la façon suivante. Le recalage n'a de sens que pour les images contenant le même contenu. En cas d'orientation non-cohérente, les différents fragments de la structure d'intérêt sont visibles sur les images $P \circ \hat{T}_{u,v} \circ A$ et B . Dans ce cas, la mise en correspondance ne peut alors pas être établie correctement, sans modifier les paramètres de l'orientation ω_u, ω_v (cf. figure 5.14).

Puisque la transformation \hat{T}_{u^*,v^*} , correspondant à la meilleure orientation $(\omega_{OU}^{(u^*)}, \omega_{OV}^{(v^*)})$, est choisie en fonction des valeurs de la mesure de similarité μ_s , il est alors nécessaire que μ_s soit suffisamment sensible à de légers changements de l'orientation du volume, et favorise les meilleurs paramètres (ω_u, ω_v) . La figure 5.15 montre la convergence et la stabilisation des valeurs

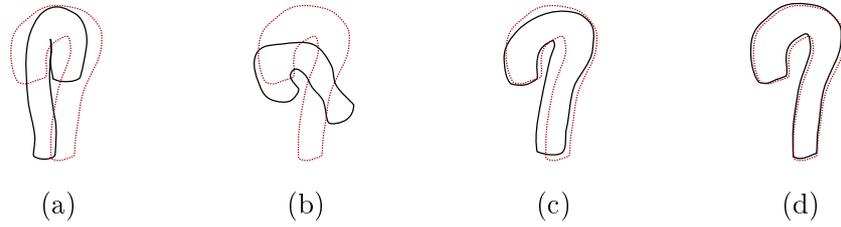


FIGURE 5.14 – Exemples de recalage de plusieurs projections incohérentes (a, b, c) et d’une projection cohérente (d). La forte valeur de la mesure de similarité s_3 indique, que l’orientation (c) est proche de l’optimale (d).

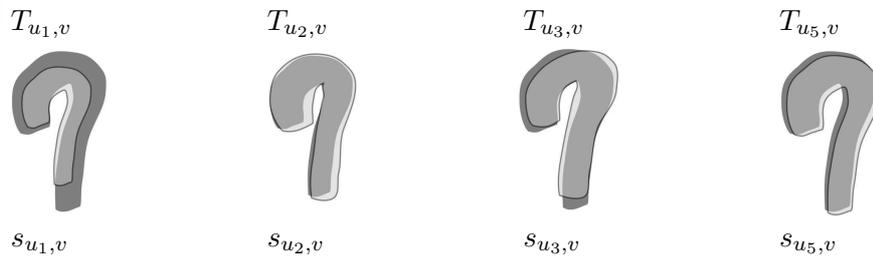


FIGURE 5.15 – Plusieurs itérations de la recherche de la meilleure orientation. Chaque pose successive $\hat{T}_{u_1,v}, \hat{T}_{u_2,v}, \dots, \hat{T}_{u_5,v}$ s’approche du résultat optimal $\hat{T}_{u^*,v^*} = \hat{T}_{u_5,v}$, ce qui correspond aux valeurs croissantes $s_{u_1,v} \leq s_{u_2,v} \leq \dots \leq s_{u_5,v} = s^*$ de la mesure de similarité μ_s .

de μ_s , lorsque l’orientation s’améliore.

L’échantillon de rotations $(\omega_{OU}^{(u)}, \omega_{OV}^{(v)})_{u,v}$ est nécessaire afin de trouver la meilleure orientation du volume, par rapport à la projection (cf. section 5.2.1). Le rang des angles de rotation envisagés est la région dans l’espace paramétrique définie par :

$$D_\omega(\alpha, \beta) = \{(\omega_u, \omega_v) : \omega_u \in [-\alpha; \alpha], \omega_v \in [-\beta; \beta]\}, \quad (5.15)$$

où les paramètres de l’orientation initiale sont disponibles avec la précision α pour ω_u et β pour ω_v . Dans le cas le plus général, avec aucune autre connaissance a priori concernant l’orientation cohérente, il est nécessaire d’échantillonner l’espace entier de paramètres $D_\omega(360^\circ, 180^\circ)$.³

Cette dernière possibilité est l’une des caractéristiques les plus importantes de la méthode de recalage 3D/2D par ITD : actuellement, à notre connaissance, il n’existe aucune autre technique de recalage 3D/2D qui fonctionnerait sans initialisation proche de la transformation optimale.

3. Ou $D_\omega(180^\circ, 360^\circ)$ pour une paramétrisation alternative des rotations.

5.3 Descripteurs pour les images de l'aorte

Nous proposons dans cette section plusieurs ITD pour la méthode de recalage d'images d'aorte, présentée section 3.3.1. L'image source est obtenue par projection de l'enveloppe tubulaire ; l'image cible est obtenue à partir d'une segmentation de la séquence angiographique. Les deux images sont alors binaires et contiennent une forme d'aorte blanche sur fond noir. Les descripteurs proposés expriment certaines caractéristiques de la forme d'aorte projetée, afin d'estimer son repère par rapport à l'image (cf. section 5.1).

La section 5.3.1 introduit la terminologie. Nous présentons ensuite les propositions des ITD pour la position (section 5.3.2), la taille (section 5.3.3) et l'orientation (section 5.3.4). Dans la section 5.3.5, sont donnés les estimateurs η associés aux descripteurs proposés.

5.3.1 Notions et terminologie

Par la suite, un pixel dans une image I est repéré à l'aide de ses coordonnées cartésiennes (x, y) . Dans quelques cas, ce seront les coordonnées polaires qui seront utilisées (r, α) , le point d'origine du repère sera alors précisé.

L'image I est binaire : les pixels du fond ont la valeur 0, les pixels de l'intérieur de l'aorte ont la valeur 1. La fonction $\text{pix}(x, y)$ retourne la valeur associée au pixel (x, y) ; dans le cas de coordonnées polaires, $\text{pix}(r, \alpha)$ renvoie la valeur du pixel se situant à la position (r, α) .

Soit P_0 un point particulier (par exemple, le centre ou l'origine de la structure d'intérêt). La *partition radiale* $\mathcal{R}_n(I, P_0)$ de I est un ensemble de n rayons discrets r_i ($i = 1, \dots, n$), partant de P_0 , constitués des pixels le long de directions distribuées uniformément. La partition radiale est utilisée pour le calcul de certains descripteurs.

La *partition circulaire* $\mathcal{C}_n(I, P_0)$ définit n cercles discrets c_i ($i = 1, \dots, n$), centrés au point P_0 et constitués des pixels à la distance i de P_0 (voir figure 5.16).

5.3.2 Descripteurs de position

Les descripteurs présentés dans cette section permettent de calculer la position d'un point de référence dans une image. Nous décrivons séparément les ITD de la position selon l'axe OX et ceux de la position selon l'axe OY .

ITD MassCentre. Le descripteur du centre de masse définit la position en tant que moment géométrique :

$$\delta_{\text{MassCentreX}}(I) = \int_I x \text{pix}(x, y) dx dy \quad (5.16)$$

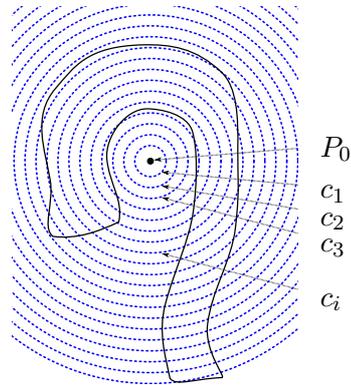


FIGURE 5.16 – Partition circulaire de l'image.

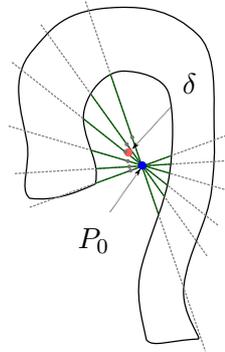


FIGURE 5.17 – Calcul de l'ITD RadialBendCentre. Le nouveau centre de l'image (point blanc) est le centre géométrique des fragments de rayons, marqués en gras.

$$\delta_{\text{MassCentreY}}(I) = \int_I y \text{pix}(x, y) dx dy \quad (5.17)$$

ITD RadialBendCentre. Ce descripteur détecte le centre (l'origine) de la courbure de l'aorte (voir figure 5.17). Il dépend d'un point particulier P_0 , ce dernier pouvant être calculé à partir des ITD ($\delta_{\text{MassCentreX}}(I)$, $\delta_{\text{MassCentreY}}(I)$).

$$\delta_{\text{RadialBendCentreX}}(P_0, I) = \int_{\mathcal{R}(I, P_0)} \int_{\text{seg}(r, P_0)} x dx dy dr \quad (5.18)$$

$$\delta_{\text{RadialBendCentreY}}(P_0, I) = \int_{\mathcal{R}(I, P_0)} \int_{\text{seg}(r, P_0)} y dx dy dr \quad (5.19)$$

où $\text{seg}(r, P_0)$ est le segment de rayon r (de la partition radiale $\mathcal{R}_n(P_0, I)$) contenant P_0 et constitué des pixels de même valeur.

5.3.3 Descripteurs de taille

Les ITD de taille donnent comme résultat des valeurs relatives de la taille de l'aorte. Ils sont utilisées pour calculer le facteur d'échelle entre les images.

ITD Area. C'est un estimateur standard de l'aire de la partie d'image contenant les pixels de valeur non nulle.

$$\delta_{\text{Area}}(I) = \int_I \text{pix}(x, y) dx dy \quad (5.20)$$

ITD Perimeter. Le descripteur de périmètre compte les pixels, pour lesquels le voisinage n'est pas homogène, i.e. $\text{pix}(x, y) \neq \text{pix}(x', y')$ pour au moins un pixel (x', y') adjacent à (x, y) . Nous nous servons de l'opérateur hom (homogénéité), défini comme suit :

$$\text{hom}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall(a, b) \in \text{voisinage}(x, y), \text{pix}(x, y) = \text{pix}(a, b) \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.21)$$

La formule de descripteur est alors :

$$\delta_{\text{Perimeter}}(I) = \int_I (1 - \text{hom}(x, y)) dx dy \quad (5.22)$$

ITD RadialPerimeter. C'est la version radiale du descripteur de périmètre. Les pixels non-homogènes (voir ci-avant) sont comptés, en parcourant les rayons issus du point P_0 , où P_0 est calculé à partir des descripteurs RadialBendCentreX et RadialBendCentreY :

$$\delta_{\text{RadialPerimeter}}(I, P_0) = \int_{\mathcal{R}(I, P_0)} \int_r (1 - \text{hom}(x, y)) dx dy dr \quad (5.23)$$

ITD CircularArea. Ce descripteur est défini à l'aide de la partition circulaire $\mathcal{C}_n(I, P_0)$. Les valeurs $\text{ratio}(c_i)$, sont les ratios entre les pixels ayant la valeur 1 et les pixels ayant la valeur 0, pixels qui appartiennent au cercle c_i de la partition ($i = 1, \dots, n$). Le ratio est donnée par la formule :

$$\text{ratio}(c_i) = \int_{c_i} \text{pix}(x, y) dx dy. \quad (5.24)$$

Les indices des cercles suivants seront utilisés pour calculer les descripteurs :

$$q_1 = \min_{k: \text{ratio}(c_k) \neq 0} k \quad (5.25)$$

$$q_2 = \arg \max_k \text{ratio}(c_k) \quad (5.26)$$

$$q_{\min} = \frac{q_1 + q_2}{2} \quad (5.27)$$

$$q_{\max} = 2q_2 - q_{\min}. \quad (5.28)$$

Le descripteur `CircularArea` calcule l'aire de l'anneau délimité par les cercles $c_{q_{\min}}$ et $c_{q_{\max}}$:

$$\delta_{\text{CircularArea}}(I, P_0) = \pi \cdot (q_{\max} - q_{\min})^2. \quad (5.29)$$

Comme les autres ITD utilisant la partition circulaire, `CircularArea` dépend du point de départ P_0 définissant l'origine de la partition $\mathcal{C}_n(I, P_0)$ et fourni par les ITD `RadialBendCentre`.

CircularThickness. Une version alternative du descripteur précédent détermine l'épaisseur de l'anneau $(c_{q_{\min}}, c_{q_{\max}})$:

$$\delta_{\text{CircularThickness}}(I, P_0) = q_{\max} - q_{\min}. \quad (5.30)$$

CircularSize. Le rayon moyen de l'anneau $(c_{q_{\min}}, c_{q_{\max}})$ est donné par le descripteur suivant :

$$\delta_{\text{CircularSize}}(I, P_0) = \frac{q_{\min} + q_{\max}}{2}. \quad (5.31)$$

5.3.4 Descripteurs d'orientation

Les descripteurs d'orientation recherchent une certaine direction attribuée à l'aorte sur l'image. La comparaison des orientations permet d'estimer le paramètre de la rotation de la transformation T .

ITD RadialOpening. On propose ainsi un descripteur de l'angle d'ouverture entre la valve aortique et le segment de l'aorte descendante (cf. figure 5.18). Sa formule

$$\delta_{\text{RadialOpening}}(I, P_0) = \int_{\mathcal{R}(I, P_0)} r_\alpha \cdot \text{null}(r) dr \quad (5.32)$$

utilise les notions r_α , l'angle de la direction du rayon r , et $\text{null}(r)$, qui indique si le rayon est uniquement constitué de pixels de valeur nulle :

$$\text{null}(r) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall (x, y) \in r, \text{pix}(x, y) = 0 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.33)$$

ITD CircularOpening. Le descripteur de l'ouverture circulaire cherche la direction entre le centre P_0 (estimé par les ITD `RadialBendCentre`) et la partie inférieure de l'aorte descendante (voir figure 5.19) :

$$\delta_{\text{CircularOpening}}(I, P_0) = \frac{1}{q_{\max} - q_{\min}} \sum_{k=q_{\min}}^{q_{\max}} \int_{c_k} \alpha \cdot \text{pix}(r, \alpha) dr d\alpha \quad (5.34)$$

Le descripteur est basé sur les centres de masse des cercles de l'anneau $(c_{q_{\min}}, c_{q_{\max}})$.

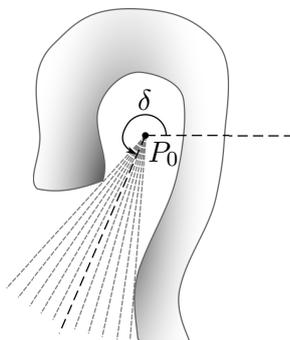


FIGURE 5.18 – Le descripteur RadialOpening recherche la direction moyenne des rayons nuls (composés des pixels de valeur nulle).

ITD CircularWeightedOpening. Nous proposons aussi la version pondérée du descripteur précédent. La contribution de chaque cercle c_k au résultat est proportionnelle à son ratio (cf. équation 5.24) :

$$\begin{aligned} \delta_{\text{CircularWeightedOpening}}(I, P_0) &= \\ &= \frac{1}{\sum_{k=q_{\min}}^{q_{\max}} \text{ratio}(c_k)} \sum_{k=q_{\min}}^{q_{\max}} \int_{c_k} \alpha \cdot \text{ratio}(c_k) \cdot \text{pix}(r, \alpha) dr d\alpha. \end{aligned} \quad (5.35)$$

ITD CircularBorderPart. Ce descripteur utilise t cercles éloignés du centre P_0 , afin de détecter la partie descendante de l'aorte. Son orientation est calculée par rapport au centre P_0 (voir figure 5.19) :

$$\delta_{\text{CircularBorderPart}}(I, P_0) = \frac{1}{t} \sum_{k=q_{\max}-\lfloor t/2 \rfloor}^{q_{\max}+\lfloor t/2 \rfloor-1} \int_{c_k} \alpha \cdot \text{pix}(r, \alpha) dr d\alpha \quad (5.36)$$

5.3.5 Utilisation

Nous proposons dans cette section les formules des estimateurs η (cf. section 5.1.2), qui permettent de calculer les paramètres de la transformation à partir des descripteurs (cf. équation 5.7). Le tableau 5.1 fournit les formules de η_i , en fonction des descripteurs présentés précédemment.

Nous avons évalué tous les descripteurs proposés pour notre base de données d'images d'aorte. Les ITD suivants ont été sélectionnés comme les plus efficaces :

- RadialBendCentreX et RadialBendCentreY pour les paramètres de la translation,
- Area pour le paramètre de la mise à l'échelle,
- CircularBorderPart pour le paramètre de la rotation.

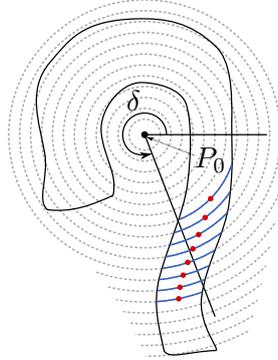


FIGURE 5.19 – Calcul des descripteurs circulaires d’orientation. Les pixels des cercles de la partition circulaire, dont la valeur est non nulle, définissent l’orientation de l’aorte, par rapport au point P_0 .

p	δ	η
translation X	MassCentreX	$\delta(B) - \delta(A)$
translation X	RadialBendCentreX	$\delta(B) - \delta(A)$
translation Y	MassCentreY	$\delta(B) - \delta(A)$
translation Y	RadialBendCentreY	$\delta(B) - \delta(A)$
facteur d’échelle	Area	$\sqrt{\delta(B)/\delta(A)}$
facteur d’échelle	Perimeter	$\delta(B)/\delta(A)$
facteur d’échelle	RadialPerimeter	$\delta(B)/\delta(A)$
facteur d’échelle	CircularArea	$\sqrt{\delta(B)/\delta(A)}$
facteur d’échelle	CircularThickness	$\delta(B)/\delta(A)$
facteur d’échelle	CircularSize	$\delta(B)/\delta(A)$
rotation	RadialOpening	$\delta(B) - \delta(A)$
rotation	CircularOpening	$\delta(B) - \delta(A)$
rotation	CircularWeightedOpening	$\delta(B) - \delta(A)$
rotation	CircularBorderPart	$\delta(B) - \delta(A)$

TABLE 5.1 – Estimateurs η des paramètres p de la transformation T pour les ITD proposés δ .

Ces quatre descripteurs ont alors été utilisés dans notre chaîne de recalage 3D/2D (chapitre 3), dans sa composante basée sur les ITD (section 3.3.1). L'évaluation de tous les descripteurs proposés est présentée au chapitre 6, à la section 6.2.

Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre notre nouvelle méthode de recalage, basée sur le calcul direct de la transformation entre images. Les descripteurs de transformation d'image ITD permettent de caractériser un repère local des données de l'image ; la technique ITD utilise ces valeurs afin d'estimer les paramètres de la transformation.

Nous avons également proposé un recalage 3D/2D, basé sur les ITD. La mise en correspondance d'images 2D, issues des projections de l'image 3D, est réalisée à l'aide d'un processus d'estimation de la pose du volume. L'algorithme nécessite néanmoins une étape d'échantillonnage, afin de calculer deux paramètres de rotation.

Notre méthode est rapide, puisqu'elle évite la mise en œuvre d'un processus d'optimisation de la fonction de critère, présent dans la plupart des techniques de recalage. La partie itérative de notre algorithme est efficace au regard du temps de calcul, déterminée par le nombre d'itérations connu a priori. Il est possible de limiter l'espace de recherche des paramètres, en tenant compte des contraintes ou hypothèses imposées sur les images.

L'algorithme proposé donne des résultats satisfaisants, et proches des résultats optimaux obtenus par des méthodes précises de grande complexité numérique (cf. section 6.3.4). La méthode ITD 3D/2D peut alors être utilisée comme étape d'initialisation rapide d'un algorithme précis (cf. notre proposition du chapitre 3). Le grand avantage de notre approche est l'absence de risque de non-convergence, typique pour les méthodes basées sur l'optimisation non-linéaire (fonctions de critère). Comme vu à la section 6.3.4, les méthodes iconiques ont échoué pour tous les jeux de données envisagés pour la transformation initiale T_0 .

Nous avons également proposé différents descripteurs spécifiques pour des images d'aorte. Au chapitre 3, nous avons présenté la chaîne complète de recalage 3D/2D, utilisant ces ITD.

Chapitre 6

Validation et évaluation des méthodes de recalage

Ce chapitre décrit l'évaluation des algorithmes proposés dans ce document. Nous présentons les tests des méthodes, les résultats quantitatifs et leur visualisation.

Dans la première section, nous analysons le modèle paramétrique d'enveloppe tubulaire. Nous caractérisons sa précision, par rapport à une segmentation de l'aorte et rapportons le temps de la construction interactive du modèle.

La méthode de recalage basée sur les descripteurs ITD, introduite au chapitre 5, est évaluée section 6.2. Nous testons plusieurs descripteurs de transformation sur des images synthétiques et réelles d'aorte.

La validation de la chaîne de recalage est décrite section 6.3. Nous proposons un calcul de la précision de la méthode, en utilisant la mise en correspondance d'images, effectuée par deux spécialistes cliniques.

6.1 Enveloppe tubulaire

Le modèle paramétrique de l'aorte, appelé enveloppe tubulaire, a été défini au chapitre 4. Son rôle principal est d'exprimer une forme globale (grossière) de l'aorte, en utilisant un petit nombre de paramètres.

Nous avons construit 10 enveloppes tubulaires à partir des images scanner CT de nos patients (cf. section 3.2). Dans le tableau 6.1, sont présentés les temps de construction interactive et le nombre de nœuds circulaires, définissant la géométrie du modèle. Une précision satisfaisante a été obtenue avec la construction de 21 à 28 nœuds par enveloppe (24 nœuds en moyenne). La figure 6.1 présente les modèles d'aorte construits.

Afin d'exprimer une mesure de précision du modèle, représentant la forme d'aorte, nous avons comparé une enveloppe tubulaire avec la segmentation manuelle de l'aorte à l'image CM/2/15/1. Les écarts entre ces deux approches



FIGURE 6.1 – Enveloppes tubulaires construites à partir des images CT.

<i>Volume d'origine</i>	<i>Nœuds</i>	<i>Temps de construction</i>
CM/2/15/1	25	15'49"
HJ/1/2/0	28	15'39"
HJ/1/6/1	24	12'45"
LM/1/5/2	23	11'20"
LM/2/3/0	25	11'44"
PD/1/2/0	21	06'42"
PJ/1/13/1	21	05'34"
PJ/2/6/1	22	06'44"
VD/1/4/1	26	10'15"
VD/2/4/1	26	13'44"

TABLE 6.1 – Nombre de nœuds et temps de construction interactive d'enveloppes tubulaires.

ont été calculés pour plusieurs coupes horizontales et pour le volume en entier.

Une image binaire a été générée pour représenter l'enveloppe tubulaire : la valeur 1 étant affectée aux voxels situés à l'intérieur du modèle, la valeur 0 aux voxels en dehors de l'enveloppe ; les paramètres spatiaux de cette image (origine, spacing, dimensions) ayant été définis en fonction des caractéristiques de l'image scanner correspondante.

L'image de l'intérieur de l'enveloppe tubulaire a été comparée avec le résultat de la segmentation d'aorte (voir figure 6.2). La différence entre l'intérieur de l'enveloppe et le résultat de la segmentation (colonne centrale de la figure 6.2) a été évaluée afin de déterminer le décalage entre le contour de l'intersection de l'aorte et le bord de l'enveloppe. Pour chaque pixel du contour de l'aorte, nous avons mesuré la distance au contour du modèle paramétrique.

Les résultats de la différence entre l'aorte segmentée et l'enveloppe tubulaire sont montrés sur la figure 6.3. Nous avons calculé la répartition d'erreurs pour chaque coupe considérée et pour le volume en entier. La table 6.2 regroupe les erreurs de précision. L'erreur moyenne varie de 1.1 à 2.8 millimètres pour les coupes choisies (écart-type de 0.6 à 1.6 mm) ; l'aorte complète est caractérisée par une erreur moyenne de 3.1 mm (écart-type de 2.3 mm). Nous pouvons observer que la précision du modèle est assez élevée dans les endroits, où la forme d'aorte présente une section plutôt ellipsoïdale (coupes 100, 50). L'endroit du modèle pour lequel l'erreur est la plus importante correspond à la partie de l'aorte offrant une grande variabilité (coupes 300, 150, 125).

En conclusion, les tests comparatifs montrent que la différence entre l'aorte segmentée et son modèle paramétrique est faible, si l'on tient compte du nombre de paramètres utilisé pour définir l'enveloppe (21 nœuds circu-

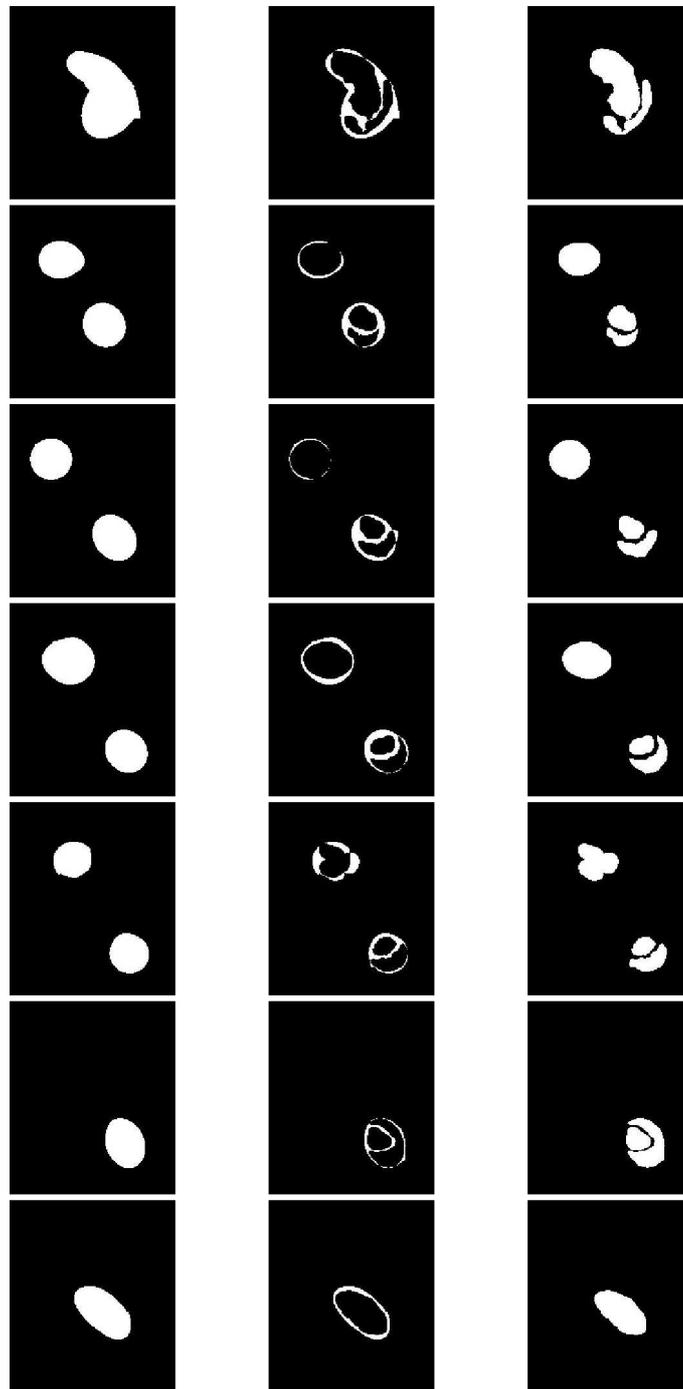


FIGURE 6.2 – Comparaison entre la segmentation manuelle de l'aorte et le modèle d'enveloppe tubulaire de l'image CM/2/15/1. La colonne de droite présente les coupes de l'aorte segmentée, la colonne de gauche – l'intérieur de l'enveloppe ; la différence entre l'intérieur de l'enveloppe et le résultat de segmentation se trouve dans la colonne du milieu. Les coupes choisies sont (du haut en bas) : 300, 250, 200, 150, 125, 100, 50.

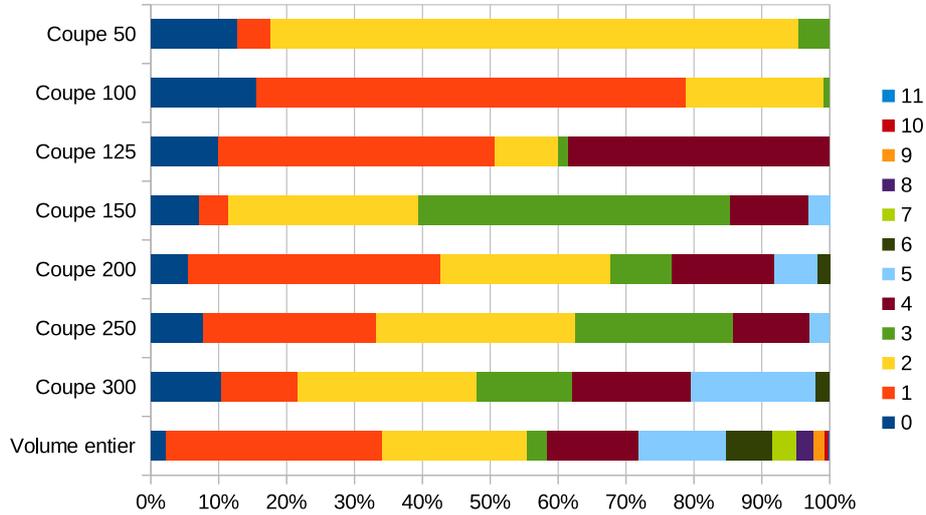


FIGURE 6.3 – Répartition des erreurs de segmentation pour les coupes considérées et pour le volume entier. Les erreurs sont exprimées en millimètres.

<i>Coupe</i>	<i>300</i>	<i>250</i>	<i>200</i>	<i>150</i>	<i>125</i>	<i>100</i>	<i>50</i>	<i>volume</i>
Erreur <1 mm	26	24	12	25	26	39	39	386
Erreur 1 mm	28	79	82	15	106	158	15	5401
Erreur 2 mm	66	91	55	98	24	51	237	3640
Erreur 3 mm	35	72	20	161	4	2	14	487
Erreur 4 mm	44	35	33	40	100			2304
Erreur 5 mm	46	9	14	11				2185
Erreur 6 mm	5		4					1159
Erreur 7 mm								614
Erreur 8 mm								421
Erreur 9 mm								267
Erreur 10 mm								120
Erreur 11 mm								16
Erreur moyenne	2.8	2.1	2.2	2.6	2.2	1.1	1.7	3.1
Ecart-type	1.6	1.2	1.5	1.1	1.5	0.6	0.7	2.3

TABLE 6.2 – Erreurs de précision de l’enveloppe tubulaire par rapport aux résultats de segmentation.

lares pour le cas étudié). L'influence des erreurs de segmentation aux résultats du recalage est analysée dans la section suivante. Nous envisageons également des images contenant des formes perturbées, qui simulent les effets d'une segmentation erronée.

Nous avons présenté dans cette section les modèles paramétriques d'aorte, construits pour 10 images scanner CT. La comparaison d'une enveloppe tubulaire avec l'aorte segmentée montre que la précision du modèle est suffisante pour représenter la forme globale du vaisseau.

6.2 Évaluation du recalage par ITD pour les images 2D

La méthode de recalage par ITD, qui permet d'aligner les images par calcul direct de la transformation, est proposée au chapitre 5. Elle fait partie de l'algorithme 3D/2D, qui sera ensuite évalué section 6.3. Nous proposons dans cette section une analyse de la technique de recalage ITD, focalisée sur les images binaires 2D d'aorte. Les descripteurs de transformation d'image utilisés sont ceux qui ont été définis section 5.3.

Les indices d'erreurs se trouvent section 6.2.1. La section 6.2.2 décrit les jeux de données, qui ont été utilisés pour les tests. Les résultats sont regroupés section 6.2.3.

6.2.1 Indices d'erreurs

La précision du recalage peut être mesurée par comparaison directe des paramètres de la transformation. La transformation estimée (calculée) \hat{T} est alors évaluée en fonction de la transformation optimale T^* , connue a priori.

L'erreur e_{p_i} d'un paramètre p_i de la transformation envisagée $T = T(p_1, \dots, p_n)$ est donnée par la formule suivante :

$$e_{p_i} = |p_i^* - \hat{p}_i|, \quad (6.1)$$

où p_i^* et \hat{p}_i sont respectivement les paramètres optimal (de T^*) et estimé (de \hat{T}).

Nous définissons également des indices d'erreurs supplémentaires, qui caractérisent les descripteurs δ_i calculés au sein de la méthode ITD. Une erreur e_{δ_i} du descripteur δ_i est définie pour une transformation T et pour les images à recaler A, B :

$$e_{\delta_i}(T, A, B) = \left| \frac{\delta_i(T \circ A) - \delta_i(B)}{\delta_i(B)} \right|. \quad (6.2)$$

En fonction du choix de la transformation, nous proposons les trois types d'erreurs suivants : erreur d'efficacité, erreur de vérité et erreur d'identité.

L'erreur d'efficacité. L'efficacité d'un descripteur mesure son influence au résultat de recalage. La transformation estimée \hat{T} est utilisée pour définir cette erreur :

$$\hat{e}_{\delta_i} = e_{\delta_i}(\hat{T}, A, B). \quad (6.3)$$

Dans le cas idéal, l'image $\hat{T} \circ A$ est parfaitement alignée avec B , les valeurs $\delta_i(\hat{T} \circ A)$ et $\delta_i(B)$ doivent alors être très proches. Si la valeur \hat{e}_{δ_i} est importante, alors le descripteur δ_i est inefficace, en effet la transformation calculée \hat{T} n'a pas recalé les images correctement.

L'erreur de vérité. L'erreur de vérité examine le descripteur par rapport aux images alignées de façon optimale, en utilisant la transformation théorique T^* .

$$e_{\delta_i}^* = e_{\delta_i}(T^*, A, B). \quad (6.4)$$

Une erreur nulle ou faible implique que les valeurs des descripteurs sont identiques, si calculées pour les images correspondantes $T^* \circ A$ et B . Une valeur élevée de $e_{\delta_i}^*$ signifie que le descripteur ne peut pas estimer correctement les paramètres de la transformation, parce que ses valeurs diffèrent pour des données parfaitement recalées (confondues).

Notons que l'interprétation de e^* n'est pas identique à celui de \hat{e} : un descripteur peut avoir une erreur d'efficacité faible, même si la transformation résultante \hat{T} est mauvaise. La faible exactitude (vérité) de δ_i sera alors vérifiée par une valeur élevée de $e_{\delta_i}^*$.

L'erreur d'identité. Le troisième type d'erreur vérifie le comportement d'un descripteur utilisant uniquement l'image cible B et considérant alors $(T^*)^{-1} \circ B$ au lieu de A . (Rappelons, que la mise en correspondance de $T \circ A \sim B$ est équivalente à $A \sim T^{-1} \circ B$.)

$$\hat{e}_{\delta_i}^* = e_{\delta_i}(\hat{T}, (T^*)^{-1} \circ B, B) \quad (6.5)$$

La différence entre \hat{e}^* et e^* , provenant du remplacement de l'image source A par son équivalent cible $(T^*)^{-1} \circ B$, élimine l'influence des différences entre A et B , lors du calcul d'erreur.

En conclusion, les erreurs de descripteurs proposées ci-avant permettent de caractériser la qualité des ITD et leur adaptation pour les images considérées. Les meilleurs descripteurs doivent être caractérisés par les erreurs les plus faibles de chaque type.

6.2.2 Données

La méthode de recalage par ITD a été testée pour deux types de données : des images synthétiques et des images perturbées.

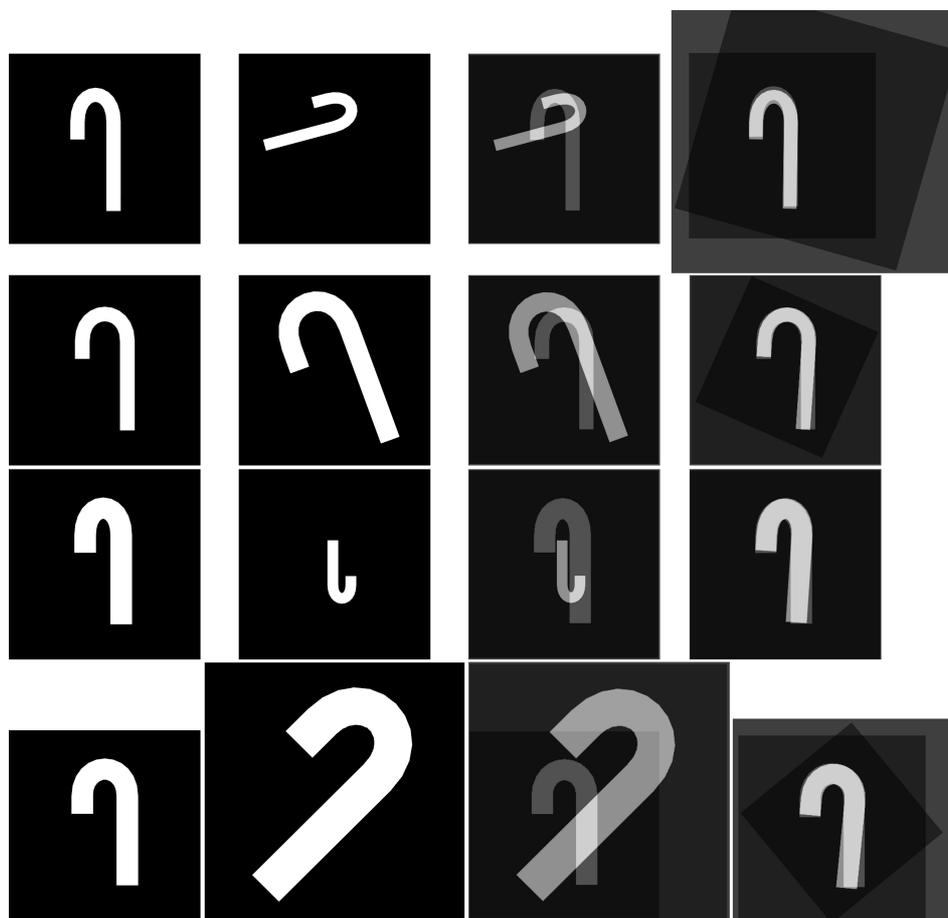


FIGURE 6.4 – Tests de recalage d’images synthétiques. Chaque ligne comporte, de gauche à droite, l’image de référence d’un objet tubulaire, l’image cible de la même structure transformée, la superposition des deux images sans alignement, la superposition des deux images recalées.

Les images synthétiques comportent une structure tubulaire courbée, qui ressemble à une silhouette simplifiée de l’aorte. Plusieurs formes et proportions de ces structures ont été générées (voir figure 6.4, colonne de gauche). Les images à recalcer ont été obtenues par application d’une similarité (transformation composée de translation, rotation et mise à l’échelle isotrope) aux images de départ (voir figure 6.4, deuxième colonne en partant de la gauche).

Pour les tests de robustesse de la méthode de recalage, nous avons préparé les images perturbées à partir d’une image d’amplification binarisée, issue de l’angiographie VD/7 (cf. section 3.2). L’image originale (figure 6.5, ligne du haut) a été modifiée en ajoutant du bruit binaire dans une zone d’une certaine épaisseur le long du contour de la silhouette. Trois variantes de perturbation ont été préparées : une épaisseur de 10 pixels, de 20 pixels ou de 30 pixels. Les

différents niveaux de bruit simulent des erreurs de segmentations possibles, ou la mauvaise qualité de données utilisées pour l’alignement. Les images perturbées (figure 6.5, deuxième ligne en partant du haut) ont été recalées avec l’image originale transformée (troisième ligne en partant du haut).

6.2.3 Résultats

Les tests de recalage ont été effectués pour tous les descripteurs définis section 5.3. Cette évaluation nous a permis de sélectionner les meilleurs descripteurs, afin de les mettre en œuvre dans la méthode ITD 3D/2D de la chaîne de recalage (chapitre 3). Dans le cas des images 2D considérées, la transformation similitude a été estimée. Elle est composée d’une translation selon deux axes, d’une rotation planaire et d’une mise à l’échelle isotrope.

Les descripteurs de mêmes paramètres ont été testés indépendamment. Plus précisément, les transformations estimées à l’aide de $\delta_{\text{RadialOpening}}$, $\delta_{\text{CircularOpening}}$, $\delta_{\text{CircularWeightedOpening}}$ et $\delta_{\text{CircularBorderPart}}$ ont été obtenues suite à quatre exécutions indépendantes de l’algorithme de recalage. Cette procédure a été répétée pour les descripteurs de taille et de position.

Dans le tableau 6.3 sont présentées les erreurs d’estimation des paramètres de la transformation. Les jeux d’images synthétiques (figure 6.4), sont nommés S1, S2, S3 et S4 ; les tests sur les images perturbées (figure 6.5) sont nommés P1, P2 et P3. La précision (en millimètres) d’estimation des paramètres par les descripteurs envisagés est montrée aux figures 6.6, 6.7 et 6.8 pour les ITD de position, d’orientation et de mise à l’échelle respectivement.

Les tableaux 6.4, 6.5 et 6.6 montrent les erreurs d’efficacité, de vérité et d’identité, calculées indépendamment pour chaque descripteur. Les graphes des figures 6.9, 6.10 et 6.11 fournissent une présentation visuelle des valeurs obtenues.

Le descripteur de la position $\delta_{\text{RadialBendCentre}}$ est plus robuste dans le cas d’images perturbées. $\delta_{\text{MassCentre}}$ est caractérisé par une meilleure précision et par un faible taux d’erreurs uniquement pour les images synthétiques ; dans les images réelles, il est plus sensible que $\delta_{\text{RadialBendCentre}}$ dans le cas des différences entre images. Le descripteur $\delta_{\text{CircularBorderPart}}$ est caractérisé par des erreurs \hat{e} , e^* et \hat{e}^* plus faibles que celles calculées suite à l’utilisation des autres descripteurs d’orientation. Bien que les erreurs de paramètres soient légèrement élevées pour les images synthétiques, les jeux P1, P2 et P3 montrent leurs avantages. $\delta_{\text{RadialOpening}}$ est apparu instable, il échoue parfois sur certaines images. Le facteur d’échelle est le mieux estimé par le descripteur d’aire δ_{Area} .

Nous pouvons alors choisir les meilleurs descripteurs pour chaque paramètre de la transformation. La position de l’aorte est recherchée à l’aide du descripteur $\delta_{\text{RadialBendCentre}}$. L’estimation la plus efficace du facteur d’échelle est obtenue avec le descripteur d’aire δ_{Area} , qui est en même temps le plus simple à calculer (voir équation 5.20). Le descripteur d’orientation $\delta_{\text{CircularBorderPart}}$

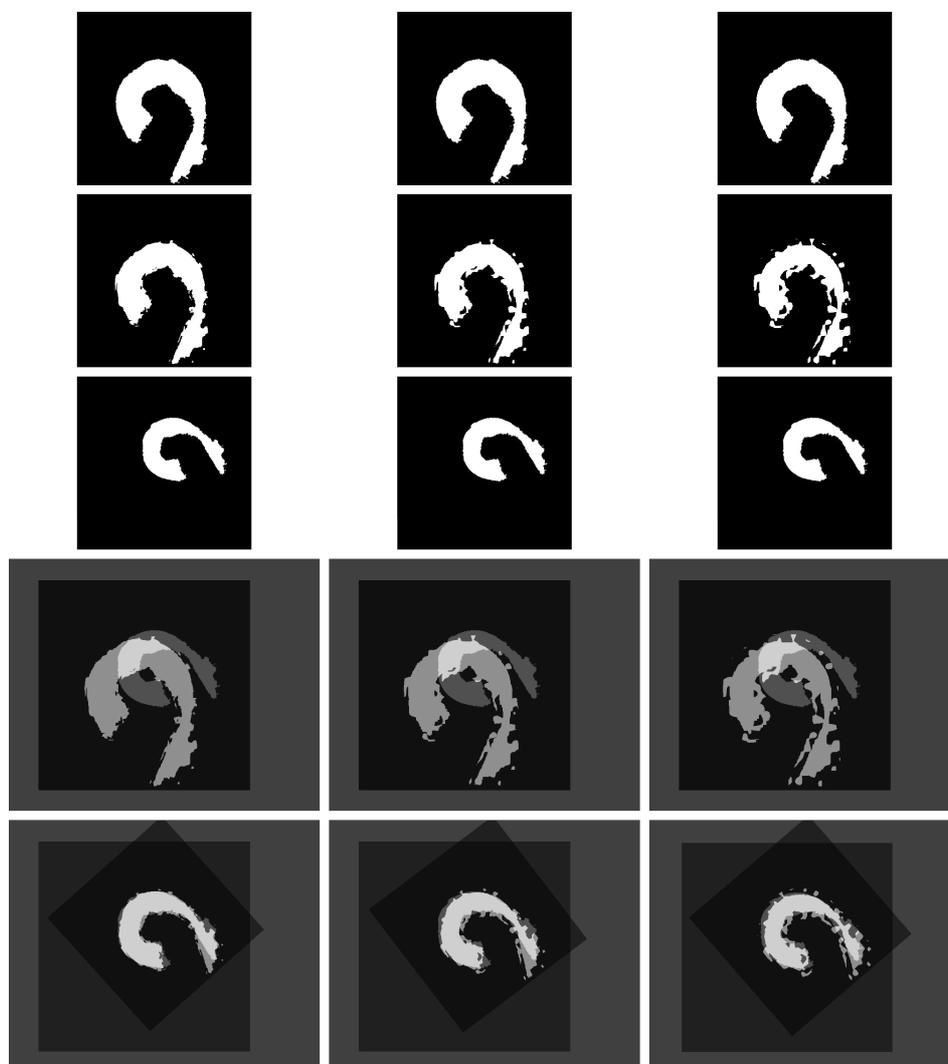


FIGURE 6.5 – Tests de recalage d’images perturbées. Chaque colonne contient, de haut en bas, l’image originale d’aorte (amplification binarisée), l’image perturbée cible, l’image de référence (originale transformée), la superposition des images cible et référence sans alignement, la superposition des images recalées. Les perturbations de la silhouette d’aorte concernent la région autour du bord de la forme, dans une zone d’épaisseur 10 pixels (gauche), 20 pixels (centre) et 30 pixels (droite).

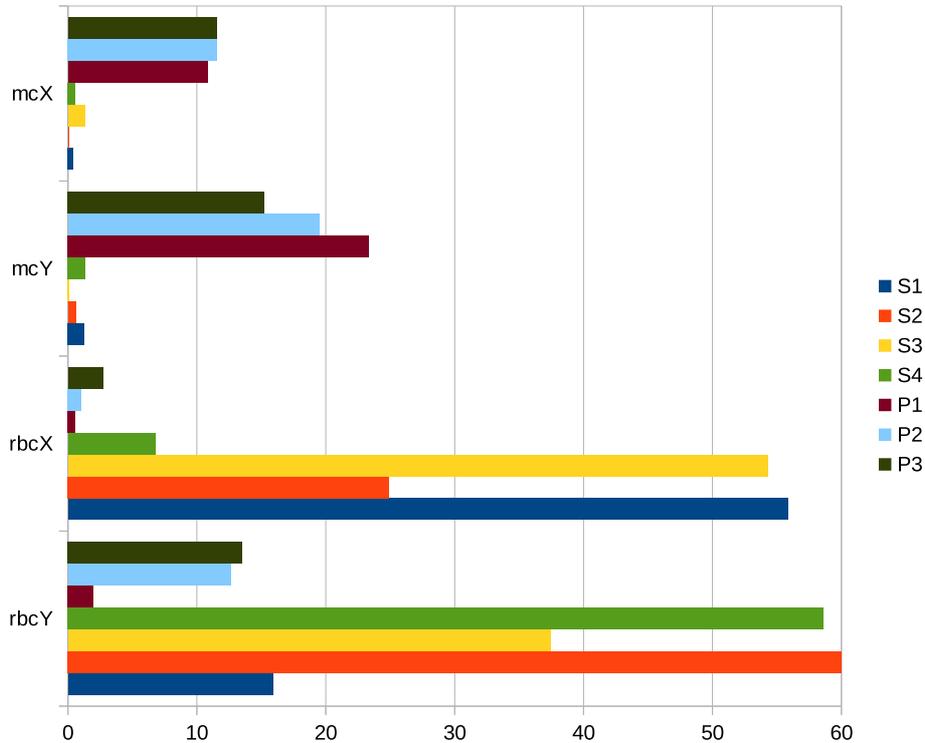


FIGURE 6.6 – Précision d’estimation des paramètres de la position. Les valeurs d’erreurs sont exprimées en millimètres, pour les descripteurs $\delta_{\text{MassCentreX}}$ (mcX), $\delta_{\text{MassCentreY}}$ (mcY), $\delta_{\text{RadialBendCentreX}}$ (rbcX) et $\delta_{\text{RadialBendCentreY}}$ (rbcY).

donne les meilleurs résultats pour déterminer le paramètre de rotation.

En comparant les résultats de l’alignement des images perturbées P1, P2 et P3, on peut constater, que la robustesse des descripteurs choisis est satisfaisante. Les erreurs de recalage, proportionnelles aux erreurs de perturbation, sont relativement petites et les solutions des trois cas sont concentrées autour du résultat souhaité. Cela justifie également, en plus de la rapidité de construction, le fait d’utiliser une enveloppe tubulaire au lieu d’un résultat de segmentation. Les différences entre la forme du vaisseau segmenté et son modèle, examinées section 6.1, sont suffisamment faibles pour ne pas trop influencer les résultats du recalage par ITD.

À l’aide des résultats des tests présentés dans cette section, nous avons choisi les descripteurs $\delta_{\text{RadialBendCentre}}$, $\delta_{\text{CircularBorderPart}}$ et δ_{Area} pour la méthode de recalage 3D/2D par ITD, intégrée dans la chaîne globale de recalage (chapitre 3). Le choix des ITD est issu de l’analyse de la précision et des erreurs pour les images considérées. Bien que l’ensemble des descripteurs sélectionnés semble le meilleur dans le contexte des images d’aorte, il n’est

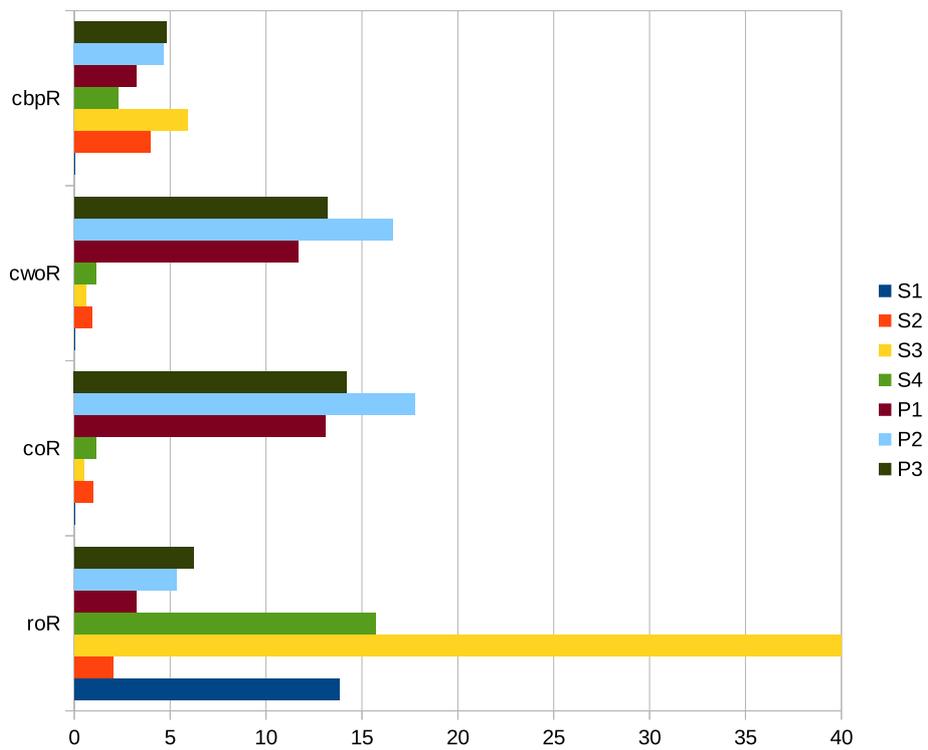


FIGURE 6.7 – Précision d'estimation du paramètre d'orientation. Les valeurs d'erreurs sont exprimées en millimètres, pour les descripteurs $\delta_{\text{RadialOpening}}$ (roR), $\delta_{\text{CircularOpening}}$ (coR), $\delta_{\text{CircularWeightedOpening}}$ (cwoR) et $\delta_{\text{CircularBorderPart}}$ (cbpR).

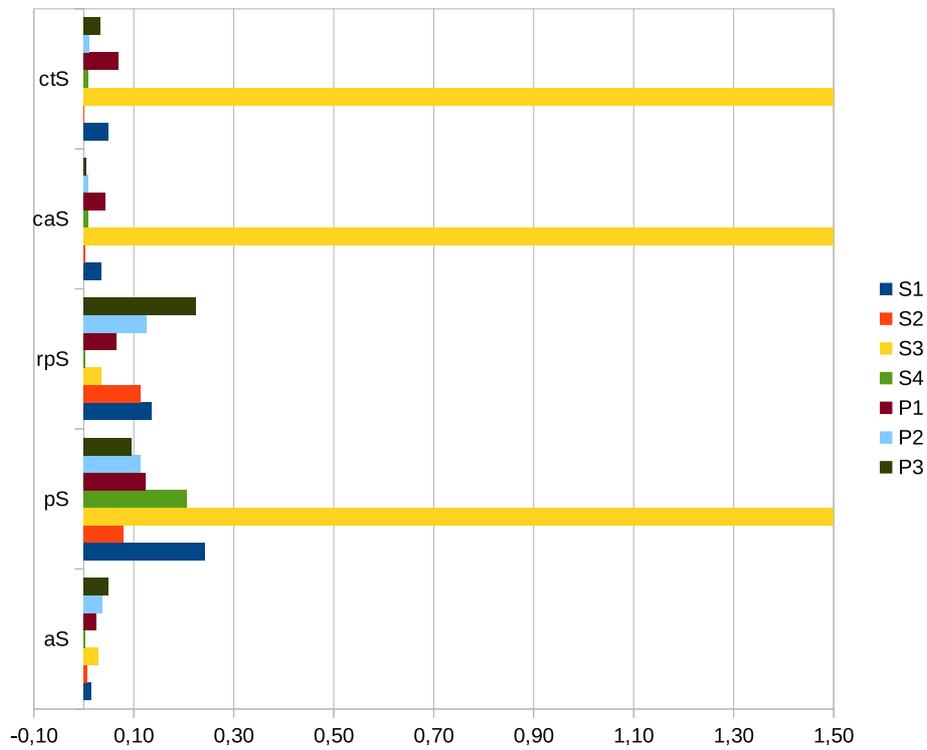


FIGURE 6.8 – Précision d’estimation du paramètre de mise à l’échelle. Les valeurs d’erreurs sont exprimées en millimètres, pour les descripteurs δ_{Area} (aS), $\delta_{Perimeter}$ (pS), $\delta_{RadialPerimeter}$ (rpS), $\delta_{CircularArea}$ (caS) et $\delta_{CircularThickness}$ (ctS).

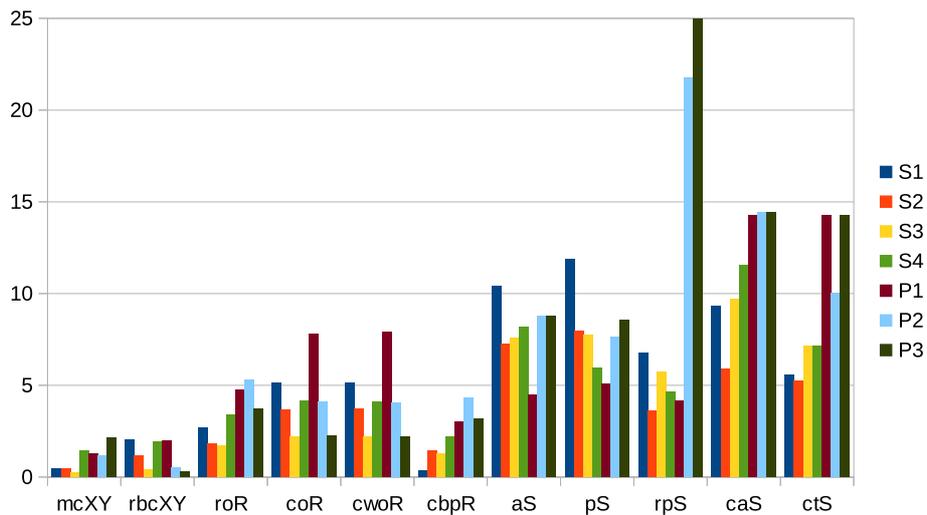


FIGURE 6.9 – Erreurs d’efficacité des descripteurs.

	S1	S2	S3	S4	P1	P2	P3
Translation X							
$\delta_{\text{MassCentreX}}$	0.40	0.06	1.32	0.55	10.84	11.56	11.52
$\delta_{\text{RadialBendCentreX}}$	5.58	2.49	5.43	6.77	0.58	1.05	2.71
Translation Y							
$\delta_{\text{MassCentreY}}$	1.29	0.61	0.12	1.33	23.33	19.48	15.24
$\delta_{\text{RadialBendCentreY}}$	1.58	6.48	3.74	5.85	1.98	1.26	1.35
Rotation							
$\delta_{\text{RadialOpening}}$	13.80	2.04	180.00	15.70	3.20	5.31	6.23
$\delta_{\text{CircularOpening}}$	0.05	0.97	0.48	1.11	13.09	17.76	14.21
$\delta_{\text{CircularWeightedOpening}}$	0.05	0.94	0.58	1.14	11.67	16.60	13.19
$\delta_{\text{CircularBorderPart}}$	0.02	3.94	5.89	2.29	3.24	4.67	4.78
Facteur d'échelle							
δ_{Area}	0.02	0.01	0.03	0.00	0.03	0.04	0.05
$\delta_{\text{Perimeter}}$	0.24	0.08	1.73	0.21	0.12	0.11	0.09
$\delta_{\text{RadialPerimeter}}$	0.14	0.11	0.04	0.00	0.07	0.13	0.22
$\delta_{\text{CircularArea}}$	0.04	0.00	2.00	0.01	0.04	0.01	0.00
$\delta_{\text{CircularThickness}}$	0.05	0.00	2.00	0.01	0.07	0.01	0.03

TABLE 6.3 – Erreurs de paramètres de recalage e_p pour les jeux de données synthétiques S1, S2, S3, S4 et perturbées P1, P2, P3.

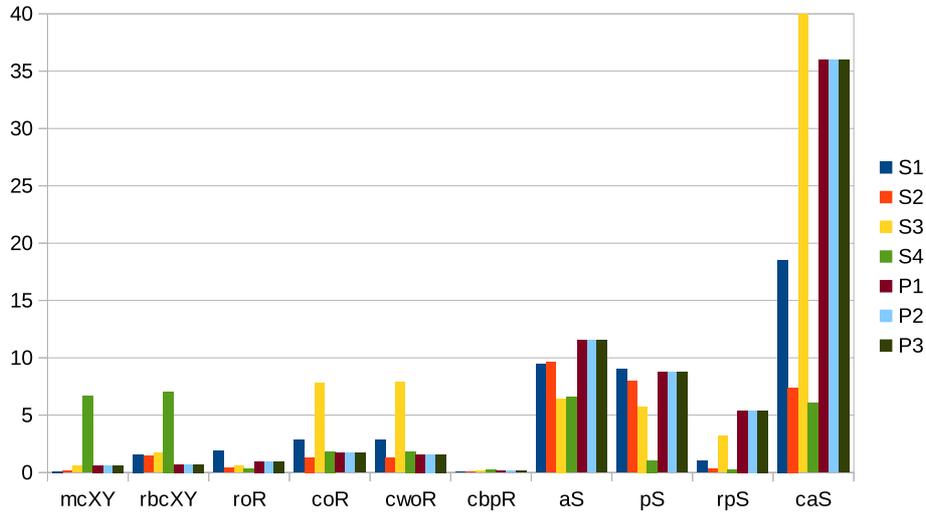


FIGURE 6.10 – Erreurs de vérité des descripteurs.

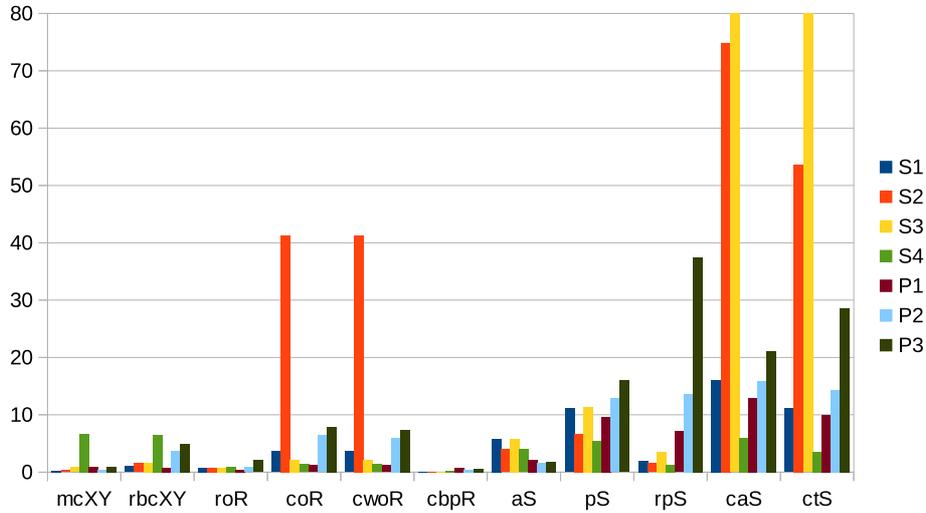


FIGURE 6.11 – Erreurs d'identité des descripteurs.

	S1	S2	S3	S4	P1	P2	P3
$\hat{e}_{\delta_{\text{MassCentre}}}$	0.44	0.46	0.24	1.46	1.29	1.16	2.17
$\hat{e}_{\delta_{\text{RadialBendCentre}}}$	2.04	1.18	0.42	1.93	1.97	0.49	0.31
$\hat{e}_{\delta_{\text{RadialOpening}}}$	2.67	1.82	1.70	3.38	4.78	5.30	3.73
$\hat{e}_{\delta_{\text{CircularOpening}}}$	5.11	3.67	2.18	4.16	7.82	4.08	2.23
$\hat{e}_{\delta_{\text{CircularWeightedOpening}}}$	5.11	3.70	2.18	4.08	7.88	4.07	2.22
$\hat{e}_{\delta_{\text{CircularBorderPart}}}$	0.35	1.46	1.27	2.19	3.02	4.30	3.17
$\hat{e}_{\delta_{\text{Area}}}$	10.41	7.26	7.58	8.17	4.46	8.77	8.76
$\hat{e}_{\delta_{\text{Perimeter}}}$	11.90	7.95	7.72	5.93	5.07	7.62	8.58
$\hat{e}_{\delta_{\text{RadialPerimeter}}}$	6.76	3.60	5.71	4.62	4.18	21.77	34.19
$\hat{e}_{\delta_{\text{CircularArea}}}$	9.30	5.91	9.72	11.57	14.29	14.43	14.43
$\hat{e}_{\delta_{\text{CircularThickness}}}$	5.56	5.26	7.14	7.14	14.29	10.00	14.29

TABLE 6.4 – Erreurs d'efficacité des descripteurs en pourcentage.

	S1	S2	S3	S4	P1	P2	P3
$e_{\delta_{\text{MassCentre}}}^*$	0.11	0.12	0.57	6.67	0.63	0.63	0.63
$e_{\delta_{\text{RadialBendCentre}}}^*$	1.58	1.46	1.69	7.07	0.71	0.71	0.71
$e_{\delta_{\text{RadialOpening}}}^*$	1.91	0.42	0.55	0.31	0.98	0.98	0.98
$e_{\delta_{\text{CircularOpening}}}^*$	2.82	1.31	7.82	1.84	1.73	1.73	1.73
$e_{\delta_{\text{CircularWeightedOpening}}}^*$	2.82	1.27	7.88	1.85	1.59	1.59	1.59
$e_{\delta_{\text{CircularBorderPart}}}^*$	0.05	0.04	0.12	0.25	0.13	0.13	0.13
$e_{\delta_{\text{Area}}}^*$	9.46	9.63	6.46	6.57	11.52	11.52	11.52
$e_{\delta_{\text{Perimeter}}}^*$	8.99	7.98	5.75	1.05	8.74	8.74	8.74
$e_{\delta_{\text{RadialPerimeter}}}^*$	1.00	0.30	3.21	0.28	5.39	5.39	5.39
$e_{\delta_{\text{CircularArea}}}^*$	18.52	7.41	100.00	6.04	35.99	35.99	35.99
$e_{\delta_{\text{CircularThickness}}}^*$	11.11	5.26	100.00	3.57	28.57	28.57	28.57

TABLE 6.5 – Erreurs de vérité des descripteurs en pourcentage.

	S1	S2	S3	S4	P1	P2	P3
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{MassCentre}}}^*$	0.20	0.31	0.86	6.72	0.96	0.46	0.90
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{RadialBendCentre}}}^*$	1.03	1.54	1.68	6.51	0.74	3.66	4.87
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{RadialOpening}}}^*$	0.73	0.73	0.73	0.88	0.44	0.85	2.08
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{CircularOpening}}}^*$	3.63	41.32	2.15	1.37	1.21	6.40	7.83
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{CircularWeightedOpening}}}^*$	3.62	41.33	2.15	1.37	1.21	5.96	7.38
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{CircularBorderPart}}}^*$	0.04	0.02	0.11	0.26	0.72	0.44	0.52
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{Area}}}^*$	5.86	3.99	5.75	3.96	2.17	1.68	1.82
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{Perimeter}}}^*$	11.12	6.66	11.35	5.48	9.67	12.83	15.97
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{RadialPerimeter}}}^*$	1.94	1.56	3.59	1.28	7.12	13.66	37.48
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{CircularArea}}}^*$	16.05	74.83	100.00	6.04	12.95	15.90	21.15
$\hat{\epsilon}_{\delta_{\text{CircularThickness}}}^*$	11.11	53.66	100.00	3.57	10.00	14.29	28.57

TABLE 6.6 – Erreurs d’identité des descripteurs en pourcentage.

pas évident que les mêmes ITD soient efficaces pour d’autres applications. En d’autres termes, chaque problème de recalage (plus précisément, le type d’images et la nature de données) nécessite une étape de conception et de sélection des descripteurs appropriés.

Dans cette section, nous avons testé notre méthode de recalage basée sur les ITD. L’efficacité de la technique a été éprouvée sur des images synthétiques et perturbées (bruitées). Les erreurs de descripteurs ont également été introduites, afin de caractériser les différents ITD indépendamment. Les tests et comparaison des résultats nous ont permis de sélectionner les meilleurs descripteurs, qui sont utilisés dans la chaîne globale de recalage.

6.3 Évaluation de la chaîne de recalage 3D/2D

Dans cette section, nous présentons l’évaluation de la chaîne de recalage 3D/2D de l’aorte. Nous avons effectué la mise en correspondance des couples d’images décrits section 3.2 et calculé la précision de chaque étape de la chaîne.

Section 6.3.1, nous définissons les transformations optimales et les marges de précision, en exploitant les informations fournies par les deux experts cliniques. Nous définissons les indices d’erreurs dans la section 6.3.2. Les paramètres de techniques de recalage sont décrits section 6.3.3. La présentation des résultats visuels et la discussion concernant les résultats se trouve à la section 6.3.4.

6.3.1 Transformations de référence

Dans notre contexte de recalage d'images aortiques, nous ne disposons pas d'une transformation de référence, appelée « vérité terrain » (*ground truth*). Celle-ci est généralement obtenue par simulation avec un organe fantôme, que nous n'avions pas. Nous avons alors décidé de faire établir un alignement de référence, à base d'un recalage manuel, par deux cliniciens.

Nous décrivons dans les sections suivantes à la fois les données de correspondance, qui ont servi à construire les transformations de référence, et les mesures de précision. Deux types de procédé ont été utilisés : le recalage interactif 3D/2D (section 6.3.1.1) et la mise en correspondance des repères anatomiques entre images angiographie 2D et scanner 3D (section 6.3.1.2).

6.3.1.1 Recalage interactif 3D/2D

Nous avons proposé à deux cliniciens Φ et Ψ (l'un étant chirurgien cardiovasculaire, l'autre étant radiologue interventionnel) d'effectuer un alignement rigide du volume contenant l'aorte sur l'image d'angiographie rayons X.

La figure 6.12 présente l'interface graphique développée, qui a été utilisée pour le recalage manuel. La forme 3D de l'aorte est représentée par le maillage découlant du résultat d'une segmentation, obtenue avec l'algorithme de croissance de régions (cf. 3.3.2.1). Pour l'image 2D, chaque clinicien pouvait choisir soit la séquence d'angiographie (avec la possibilité de parcourir toutes les frames), soit l'image d'amplification statique, décrite section 3.3.2.2. Les deux spécialistes ont choisi d'exploiter l'image d'amplification.

La mise en correspondance du volume se fait par manipulation du maillage de l'aorte dans le repère 3D. Il est possible d'effectuer les translations et rotations selon trois axes, à partir des mouvements de la souris. La figure 6.13 décrit les différentes manipulations à la souris, proposées aux cliniciens, qui entraînent un changement de pose de l'aorte :

- le déplacement du volume dans le plan de la projection est obtenu en déplaçant la souris, avec le bouton gauche appuyé ;
- le déplacement le long de l'axe de la projection est effectué par le mouvement vertical de la souris, en maintenant enfoncés à la fois le bouton gauche de la souris et la touche Majuscule ;
- la rotation du volume autour de l'axe de la projection est réalisée en déplaçant verticalement la souris tout en maintenant appuyé le bouton droit ;
- la rotation du volume autour de l'axe horizontal, orthogonal à la direction de projection est obtenue en déplaçant horizontalement la souris tout en maintenant appuyé le bouton droit ;
- la rotation autour de l'axe vertical, orthogonal à la direction de projection s'effectue en déplaçant la souris verticalement tout en maintenant

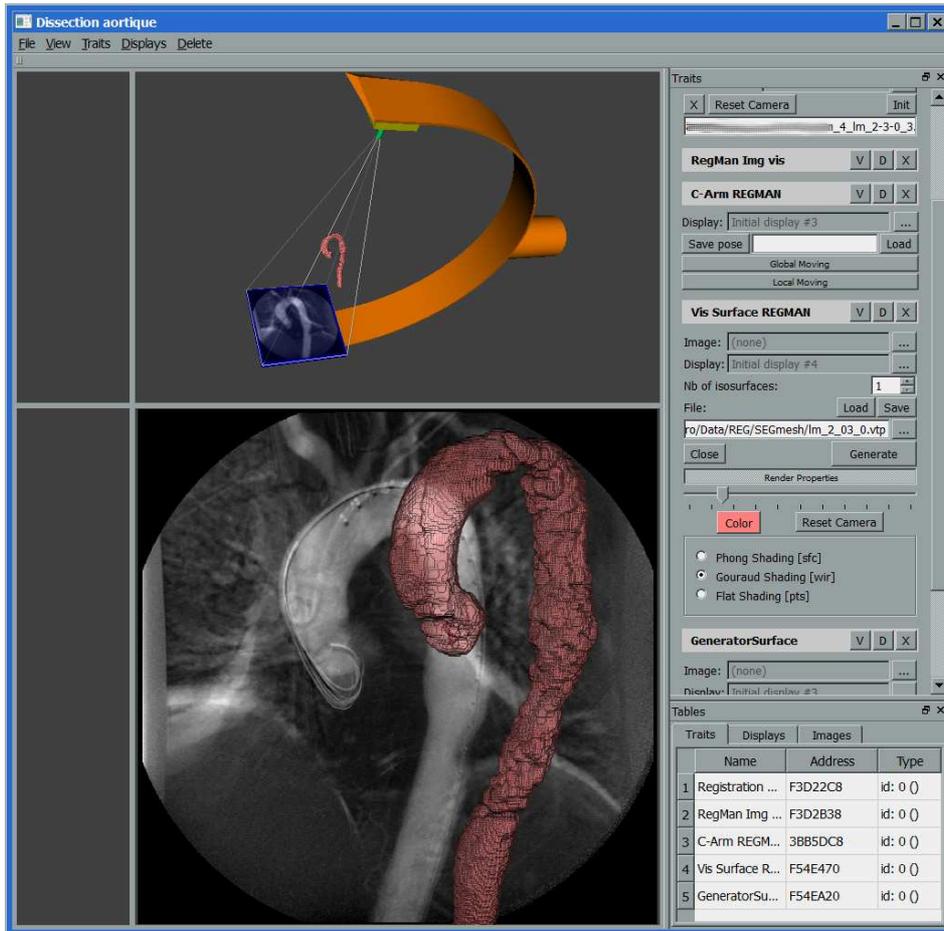


FIGURE 6.12 – Programme permettant d’effectuer le recalage 3D/2D interactif. L’utilisateur positionne le volume, représentant une aorte segmentée, à l’aide de la souris.

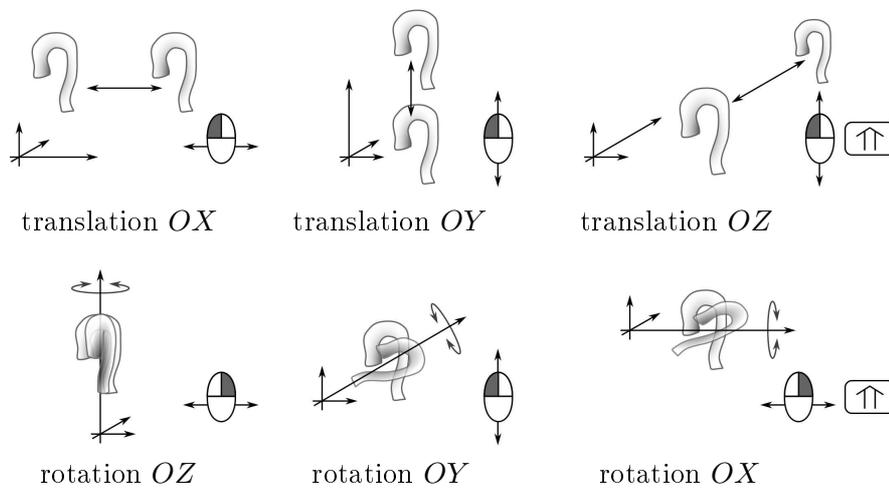


FIGURE 6.13 – Positionnement du volume à partir de la souris.

enfoncés le bouton droit et la touche Majuscule.

Les transformations $T^{m\Phi}$ et $T^{m\Psi}$ effectuées respectivement par les cliniciens Φ et Ψ , ont été définies pour chaque couple d'images du tableau 3.4. Tous les alignements ont été validés comme satisfaisants.

6.3.1.2 Mise en correspondance des points anatomiques

La seconde étape de la construction des transformations de référence est constituée de la définition des correspondances anatomiques entre les images. La figure 6.14 montre le programme permettant de spécifier les points correspondants à la fois sur l'image scanner CT et sur l'angiographie rayons X.

Comme précédemment, chaque clinicien pouvait choisir entre la visualisation de l'image amplifiée ou la séquence originale de fluoroscopie ; ils ont encore une fois choisi l'image d'amplification. Le volume CT, peut être traversé afin d'offrir la visualisation d'une coupe horizontale particulière.

Les cliniciens Φ et Ψ ont défini les repères anatomiques, attachés à l'aorte, pour tous les couples d'images disponibles (cf. section 3.2). Un des cliniciens a spécifié 4 points par image, l'autre a mis 5 points par image. Le positionnement des repères est supposé être précis, car effectué par les spécialistes. Il n'y avait pas de contraintes concernant les repères anatomiques à délimiter : pour chaque couple d'images, les cliniciens choisissaient les points semblant les plus pertinents et importants sur l'aorte.

La mise en correspondance 3D/2D d'images a été effectuée en utilisant les points correspondants spécifiés. La pose initiale 3D, issue du recalage interactif (cf. section 6.3.1.1), a été optimisée par la minimisation des distances entre les points sur l'image 2D et la projection des points correspondants du

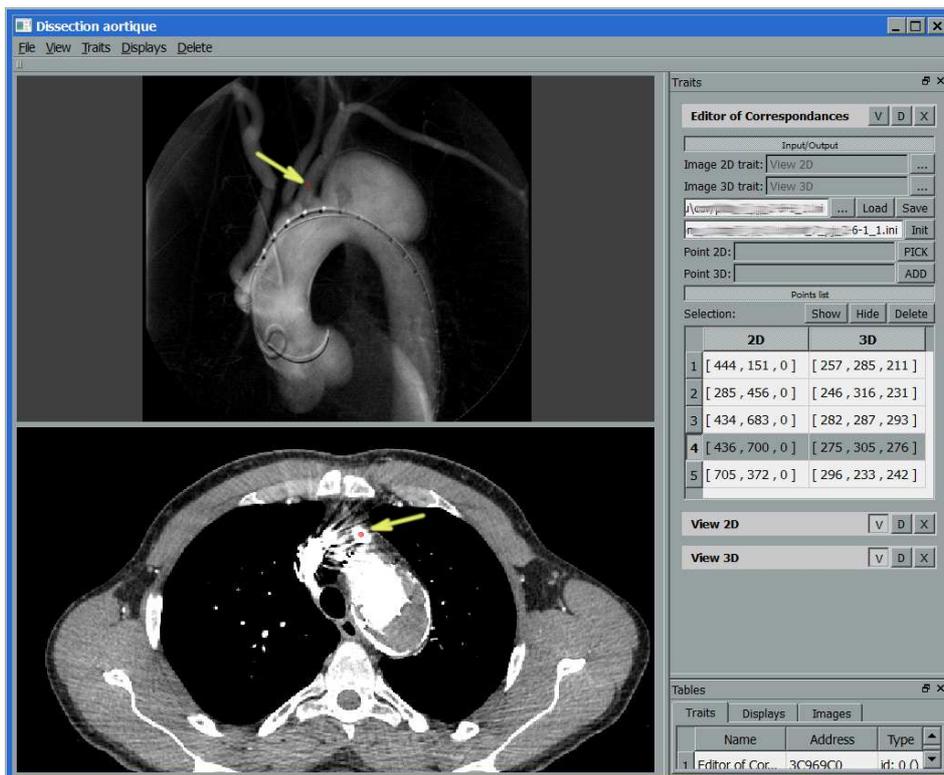


FIGURE 6.14 – Interface graphique du programme de définition des points correspondants entre l'image 2D et le volume 3D. Le clinicien peut afficher soit l'image d'amplification, soit l'une des frames de la séquence d'angiographie. Le volume peut être parcouru par coupes horizontales. Les flèches jaunes pointent une paire de points correspondants sélectionnés par le clinicien.

volume. Cette minimisation a été réalisée à l'aide d'un algorithme évolutionnaire, comme décrit section 2.6.3.

Les figures de 6.15 à 6.19 présentent le résultat de cet alignement, pour lequel les distances entre les points 3D projetés (rouges) et les points 2D correspondants (bleus) sont minimales. Le décalage entre les points appariés provient de la déformation de l'aorte sur les images. Les transformations obtenues lors de cette étape de détection des correspondances sont notées $T^{c\Phi}$ et $T^{c\Psi}$ respectivement pour les cliniciens Φ et Ψ .

L'interface pour le recalage interactif et la définition des correspondances 3D/2D a été spécialement développée pour notre problème du recalage d'images aortiques. Plutôt que de reprendre l'un des programmes existants (e.g. Slicer ou VV), nous avons choisi de construire notre propre interface d'utilisateur, qui regroupe toutes les fonctionnalités nécessaires au sein d'une seule application. Cela nous a permis d'effectuer une interface spécialisée, adaptée pour les besoins des cliniciens et pour ce cas particulier, d'automatiser certaines tâches (chargement, enregistrement des données), et de réduire le temps de la mise en correspondance de 19 couples d'images 3D/2D.

6.3.1.3 Interprétation

Pour estimer la précision attendue des méthodes de recalage, nous avons procédé en deux étapes :

- nous avons d'abord choisi une transformation de référence pour nos algorithmes ; notre choix s'est porté sur la transformation $T^{c\Phi}$, suite à la mise en correspondance de points effectuée par le clinicien Φ ,
- puis, nous avons analysé les différences entre les transformations $T^{c\Psi}$, $T^{m\Phi}$ et $T^{m\Psi}$ par rapport à $T^{c\Phi}$. Par conséquent, nous avons calculé les erreurs entre ces trois résultats d'alignement, par rapport à $T^{c\Phi}$.

La précision de l'alignement manuel est alors donnée par la moyenne des erreurs obtenues entre les résultats d'alignement par les trois transformations, relativement à la transformation de référence. Les résultats de nos algorithmes seront alors confrontés à cette précision issue d'un recalage manuel.

6.3.2 Définition des erreurs de recalage

Deux types d'erreurs de recalage ont été calculées : les erreurs de paramètres de la transformation estimée et les erreurs moyennes de recalage, ces dernières étant évaluées pour les points correspondants (voir section 6.3.1.2). Nous définissons ces erreurs en fonction de deux transformations arbitraires $T^{(1)}$ et $T^{(2)}$; la première transformation sera celle de référence $T^{c\Phi}$, la seconde – celle considérée.

Afin de simplifier la notation, dans la suite de cette section nous supposons que la direction de la projection est confondue avec l'axe OZ . Le plan

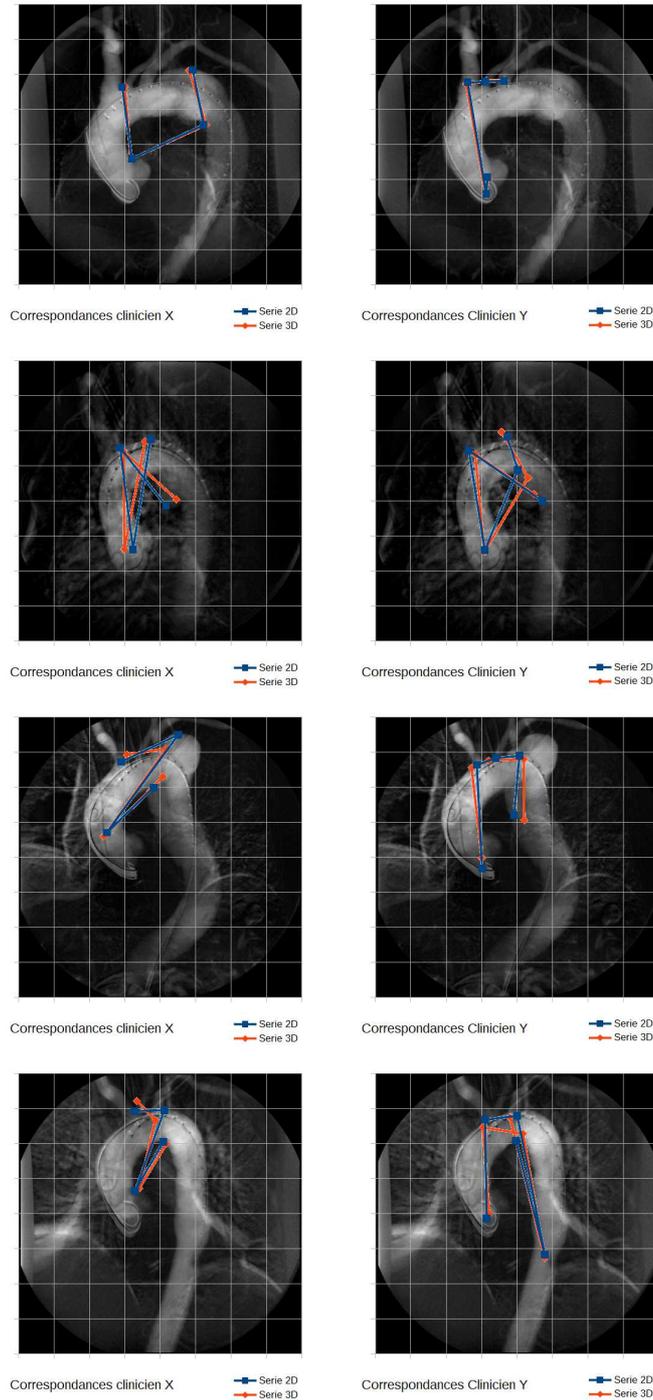


FIGURE 6.15 – Correspondances des points anatomiques pour les couples d’images de 1 à 4 (dans le sens de la lecture). Les points bleus sont choisis sur l’image 2D d’angiographie. Les points rouges, sélectionnés en 3D, sont alignés avec ceux de la 2D (transformation T^c) et projetés sur le plan de la projection. (Clinicien X = Φ , Clinicien Y = Ψ .)

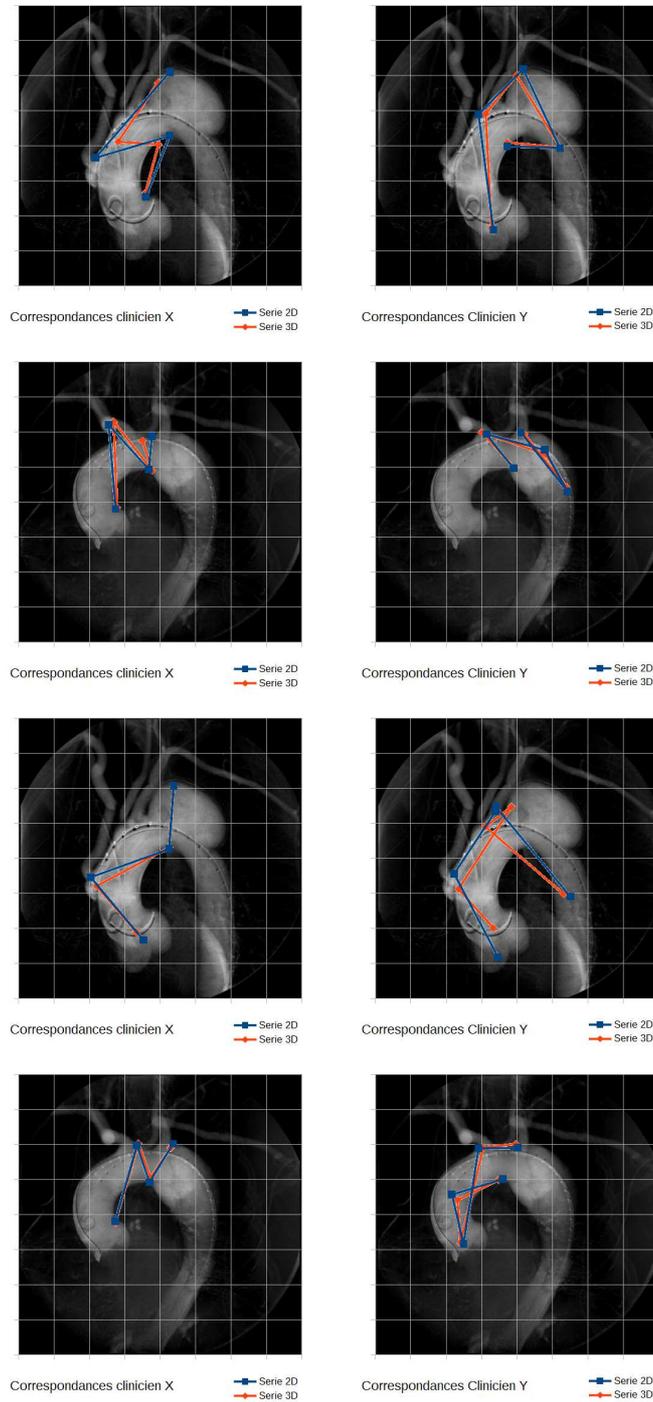


FIGURE 6.16 – Correspondances des points anatomiques pour les couples d'images 5–8 (dans le sens de la lecture).

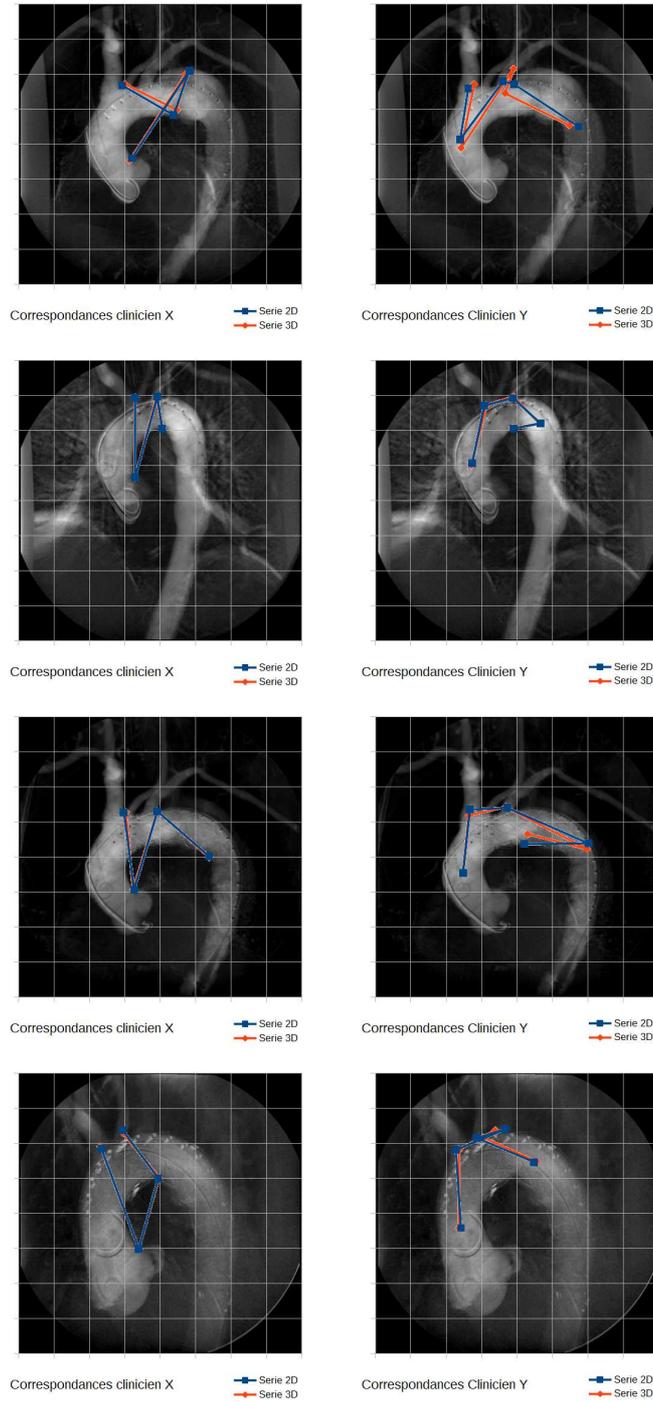


FIGURE 6.17 – Correspondances des points anatomiques pour les couples d'images 9–12 (dans le sens de la lecture).

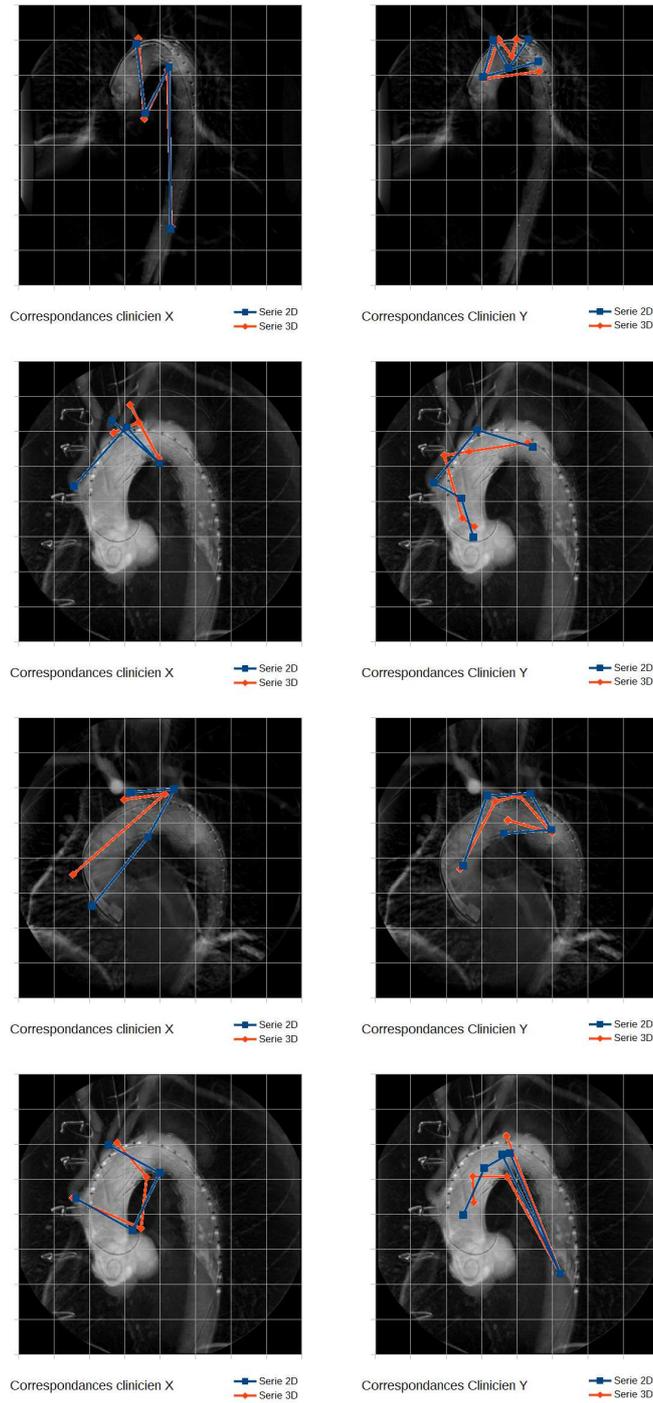


FIGURE 6.18 – Correspondances des points anatomiques pour les couples d’images 13–16 (dans le sens de la lecture).

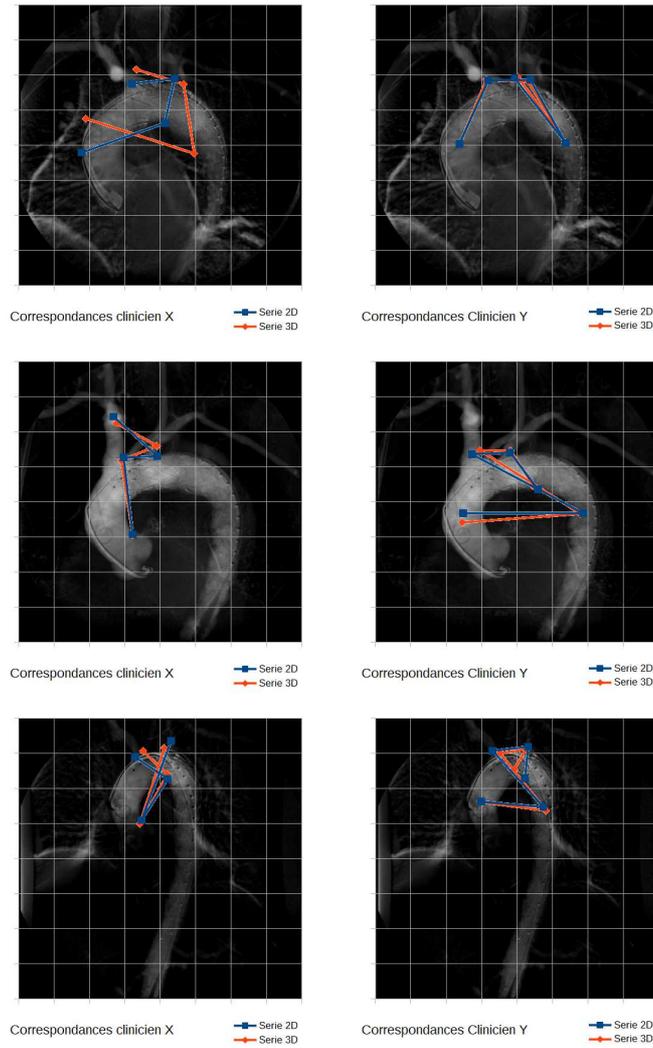


FIGURE 6.19 – Correspondances des points anatomiques pour les couples d'images 17–19 (dans le sens de la lecture).

de la projection est OXY .

L'erreur de translation dans le plan de la projection est donnée par l'équation

$$e_{OXY}(T^{(1)}, T^{(2)}) = \sqrt{(p_X^{(2)} - p_X^{(1)})^2 + (p_Y^{(2)} - p_Y^{(1)})^2} \quad (6.6)$$

où p_X et p_Y sont les paramètres de translation selon OX et OY .

L'erreur de translation selon la direction de projection s'exprime de la façon suivante :

$$e_{OZ}(T^{(1)}, T^{(2)}) = |p_Z^{(2)} - p_Z^{(1)}| \quad (6.7)$$

où p_Z est le paramètre de la translation selon OZ .

L'erreur de rotation autour de l'axe de la projection s'exprime par :

$$e_{rZ}(T^{(1)}, T^{(2)}) = \frac{1}{3} \sum_{i=X,Y,Z} \angle \left([R^{(2)} \circ u_i]_{OXY}, [R^{(1)} \circ u_i]_{OXY} \right) \quad (6.8)$$

où $R^{(1)}$ et $R^{(2)}$ sont les matrices de rotations associées aux transformations $T^{(1)}$ et $T^{(2)}$ respectivement, u_X, u_Y, u_Z sont les vecteurs de la base canonique et $[\cdot]_{OXY}$ signifie projection sur le plan OXY .

L'erreurs de rotation selon les axes orthogonaux à la direction de projection sont définies de la même façon que pour l'erreur précédente :

$$e_{rX}(T^{(1)}, T^{(2)}) = \frac{1}{3} \sum_{i=X,Y,Z} \angle \left([R^{(2)} \circ u_i]_{OYZ}, [R^{(1)} \circ u_i]_{OYZ} \right) \quad (6.9)$$

et

$$e_{rY}(T^{(1)}, T^{(2)}) = \frac{1}{3} \sum_{i=X,Y,Z} \angle \left([R^{(2)} \circ u_i]_{OXZ}, [R^{(1)} \circ u_i]_{OXZ} \right). \quad (6.10)$$

Les erreurs moyennes, par opposition aux erreurs définies de paramètres (absolues), caractérisent un décalage relatif des points du volume (image scanner CT). Nous pouvons distinguer 4 types d'erreurs pour le cas 3D/2D [178] :

- erreur 3D e_{3D} ,
- erreur 3D/2D selon la direction de projection $e_{3D/2D}$,
- erreur dans le plan de la projection e_{2D} et
- erreur de rétro-projection $e_{2D/3D}$.

L'erreur 3D définit la distance moyenne entre les points du volume transformé par les deux transformations $T^{(1)}$ et $T^{(2)}$:

$$e_{3D} \left(T^{(1)}, T^{(2)} \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\| T^{(2)} \circ p_A^{(i)} - T^{(1)} \circ p_A^{(i)} \right\| \quad (6.11)$$

où $p_A^{(1)}, \dots, p_A^{(n)}$ sont des points dans l'intérieur de l'image 3D A . Dans notre cas, il s'agit de points anatomiques sélectionnés par les cliniciens (cf. section 6.3.1.2).

L'erreur 3D/2D correspond au décalage selon la direction de projection. Elle est définie comme la moyenne des différences des déplacements selon l'axe OZ :

$$e_{3D/2D} \left(T^{(1)}, T^{(2)} \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \left\langle T^{(2)} \circ p_A^{(i)}; u_Z \right\rangle - \left\langle T^{(1)} \circ p_A^{(i)}; u_Z \right\rangle \right| \quad (6.12)$$

où u_Z est le vecteur $(0, 0, 1)$ et $\langle \cdot; \cdot \rangle$ est le produit scalaire.

L'erreur de rétro-projection 2D/3D complète l'erreur 3D/2D de façon à exprimer le décalage moyen des points selon les directions orthogonales à l'axe de projection. Elle est calculée comme la moyenne des distances minimales entre les rayons (à l'origine du centre de projection S) traversant les points $T^{(1)} \circ p_A^{(i)}$ et les points transformés par $T^{(2)}$:

$$e_{2D/3D} \left(T^{(1)}, T^{(2)} \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{dist} \left(S, \overrightarrow{\left(T^{(1)} \circ p_A^{(i)}, T^{(2)} \circ p_A^{(i)} \right)} \right) \quad (6.13)$$

L'erreur moyenne dans le plan de la projection 2D s'exprime par :

$$e_{2D} \left(T^{(1)}, T^{(2)} \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\| P \circ T^{(2)} \circ p_A^{(i)} - P \circ T^{(1)} \circ p_A^{(i)} \right\|, \quad (6.14)$$

où $\| \cdot \|$ est la distance entre deux points.

Les erreurs e_{3D} , $e_{3D/2D}$ et $e_{2D/3D}$ sont liées de la manière suivante :

$$e_{3D/2D}^2 + e_{3D}^2 \approx e_{2D/3D}^2. \quad (6.15)$$

Le schéma présentant les différents types d'erreurs moyennes se trouve à la figure 6.20.

6.3.3 Paramètres des méthodes

Nous présentons les détails concernant le choix des paramètres des méthodes de la chaîne globale de recalage. L'objectif de cette section est de fournir les informations nécessaires pour mettre en œuvre et reproduire le fonctionnement de ces algorithmes.

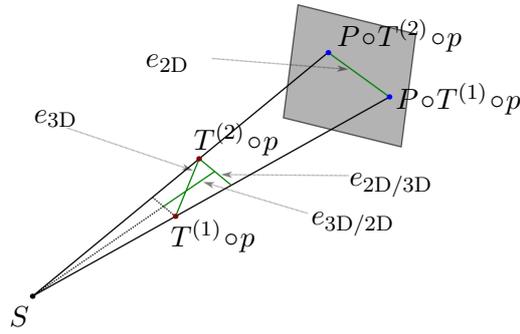


FIGURE 6.20 – Schéma illustrant les différentes erreurs moyennes et leurs relations spatiales.

Transformation initiale. La pose 3D initiale du volume, par rapport au système de projection, a été fixée pour être la même pour tous les jeux de données envisagés, à l'exception d'une image (cf. ci-après). Le volume a été positionné au milieu de la distance origine de projection (source de rayons) et plan de la projection. Son orientation a été choisie afin que la partie frontale du patient soit dirigée vers l'origine de la projection. Les paramètres de la transformation initiale sont les suivants :

$$T^{init} = (t_X, t_Y, t_Z, r_X, r_Y, r_Z) = (-48.34, -130, 367.509, 50^\circ, -90^\circ, 90^\circ), \quad (6.16)$$

où t . signifie translation et r . rotation selon un axe. L'ordre de la composition des transformations de base est le suivant :

$$T^{init} = T_d \circ R_Z \circ R_X \circ R_Y \quad (6.17)$$

(T_d étant la composante de translation). L'image 3D provenant du volume VD/2/4/1 a été exceptionnellement décalée selon l'axe OY , auquel cas le paramètre de la translation vaut $t_Y = -260$.

Recalage 3D/2D par ITD. Les données à l'entrée de la méthode de recalage ITD sont l'enveloppe tubulaire et l'image d'amplification binarisée issue de l'angiographie rayons X. Pour plus de détails, voir les sections 3.3.1.1 et 3.3.1.2.

La méthode 3D/2D par ITD a été construite à l'aide des meilleurs descripteurs, comme vu section 6.2.3. Nous avons utilisé les ITD suivants :

- $\delta_{\text{RadialBendCentre}}$, défini par les équations 5.18 et 5.19, pour estimer les paramètres de la translation ;
- δ_{Area} , défini par l'équation 5.20, pour estimer le paramètre de facteur d'échelle ;
- $\delta_{\text{CircularBorderPart}}$, défini par l'équation 5.36, pour estimer le paramètre de la rotation.

Dans la partie d'estimation de la pose 3D (cf. section 5.2.2), nous avons fixé l'espace de recherche $D_\omega(30^\circ, 30^\circ)$ (cf. équation 5.15) et la densité d'échantillon à 5 dans les deux sens. Le processus d'estimation de pose a été répété 3 fois pour chaque échantillon d'orientation envisagé. La meilleure orientation a été sélectionnée à l'aide de la mesure de similarité basée sur le coefficient de Dice (dérivé du test kappa) :

$$\text{Dice}(A, B) = \frac{2\#(A \cap B)}{\#A + \#B}, \quad (6.18)$$

où $\#A$ et $\#B$ sont les nombres de pixels de valeur non nulle sur les images A et B respectivement et $\#(A \cap B)$ correspond au nombre de pixels de valeur non nulle communs aux deux images. Cette mesure a été calculée pour la projection de l'enveloppe tubulaire et pour l'image d'amplification.

Recalage iconique multi-échelles. La partie iconique de la chaîne utilise la technique de génération des radiogrammes numériques DRR (cf. section 2.5.2.3), couplée aux mesures de similarité à base de l'information mutuelle (cf. section 2.5.2.2). Nous utilisons le framework de recalage 3D/2D, proposé par Steininger *et al.*[165], qui implémente les algorithmes de raycasting et la gestion de la méthode 3D/2D en entier.

La transformation initiale pour la partie iconique est le résultat donné par la méthode ITD 3D/2D. Les images à aligner sont le volume scanner avec les intensités de l'aorte augmentées (cf. section 3.3.2.1) et l'angiographie amplifiée (voir section 3.3.2.2).

Le premier niveau de l'algorithme de recalage iconique effectue la mise en correspondance entre les images dont la taille (résolution) est divisée par deux. Nous avons choisi pour cette étape d'utiliser l'information mutuelle de Mattes à base d'histogrammes (voir équation 2.46) comme mesure de similarité. L'algorithme évolutionnaire $(1 + 1)ES$ (cf. section 2.6.3) a été sélectionné pour optimiser la fonction de critère. Nous avons prévu 60 itérations d'optimisation.

Le second niveau de la méthode iconique prend, comme initialisation, la transformation calculée lors de la première étape. Cette fois-ci, nous avons engagé la mesure de similarité NMI (information mutuelle normalisée, équation 2.47), optimisée également par l'algorithme *One Plus One*, avec un maximum de 30 itérations. La transformation retournée par cette étape est le résultat final de la chaîne complète.

Le choix des paramètres a été fait suite aux informations déduites de l'état de l'art et des expérimentations effectuées sur nos jeux de données. Les mesures à base de l'information mutuelle ont été sélectionnées selon leur vitesse de calcul : l'IM de Mattes, étant plus rapide à calculer, fait partie du premier niveau multi-échelles ; la NMI, qui donne les résultats plus robustes, est intégrée dans le niveau supérieur de la chaîne. Le nombre d'itérations choisi pour chaque étage correspond aux résultats observés empiriquement.

Il est à noter, que nous avons essayé de dérouler le recalage iconique, sans prendre en compte la partie ITD, i.e. d'effectuer les étapes iconiques pour la transformation initiale T_0 . Les calculs ont échoué pour tous les jeux de données, suite à la non-convergence du processus d'optimisation de la fonction de critère. Cela montre l'importance de la méthode 3D/2D par ITD au début de la chaîne afin de fournir une initialisation plus précise des algorithmes iconiques.

6.3.4 Résultats

Nous avons exécuté les calculs de notre méthode de recalage pour les 19 couples d'images caractérisés section 3.2. Les résultats obtenus sont présentés sur les figures 6.21 à 6.26.

Validation visuelle. La figure 6.21 présente toutes les étapes intermédiaires du recalage, pour le premier couple d'images. Nous pouvons observer, selon le sens de lecture, les alignements issus des points anatomiques correspondants fournis par les cliniciens Φ et Ψ , les deux résultats du recalage manuel effectués par Φ et Ψ ; la pose initiale du volume passée en entrée de la méthode ITD se trouve au milieu de la figure. Les trois dernières images montrent le recalage calculé par la méthode ITD, puis par le premier et par le second niveau du recalage iconique.

Pour les couples d'images de 2 à 19, nous ne présentons que l'alignement de correspondance des points anatomiques effectué par le clinicien Φ (transformation de référence), le résultat de la méthode ITD et la transformation finale en sortie du second niveau du recalage iconique.

Pour tous les jeux de données, nous pouvons observer que les résultats de notre méthode sont proches de ceux donnés par les cliniciens. L'étape iconique améliore le résultat de la technique ITD : l'aorte 3D est légèrement mieux alignée. La pose finale est néanmoins très proche de celle obtenue avec la méthode ITD.

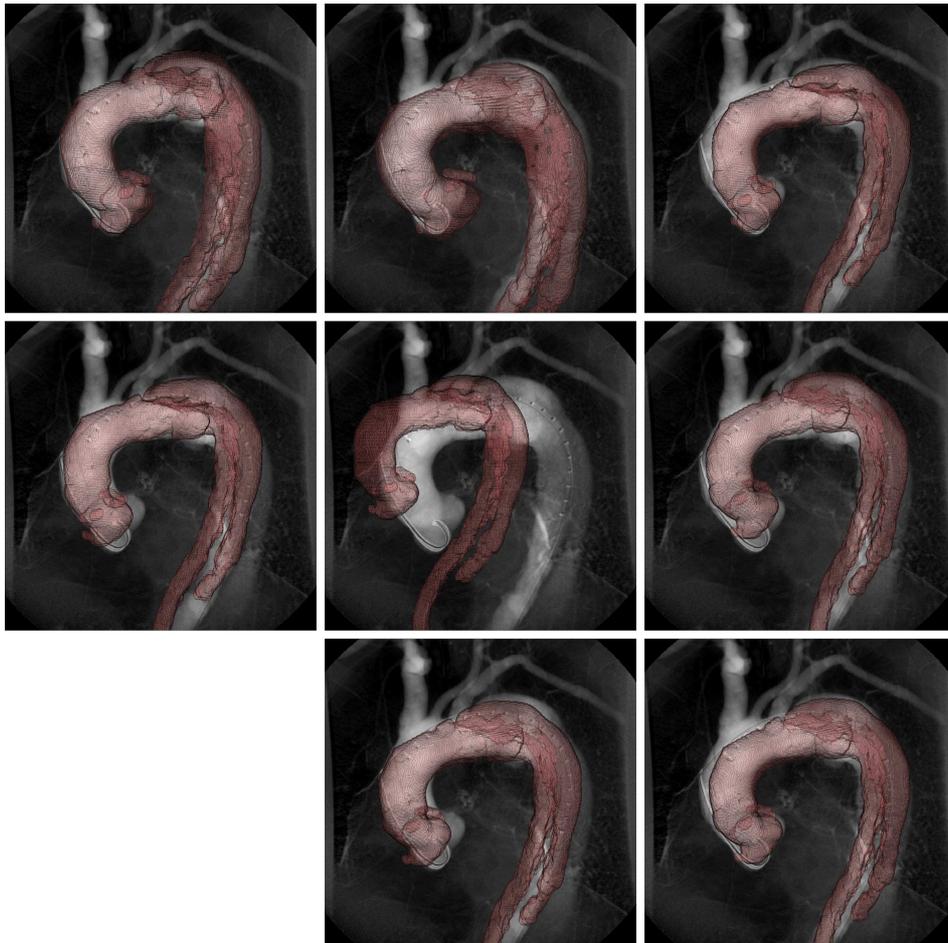


FIGURE 6.21 – Résultats du recalage 3D/2D pour le couple 1. Selon le sens de lecture : alignement à partir des points correspondants issus du clinicien Φ , alignement à partir des points correspondants issus du clinicien Ψ , recalage interactif par Φ , recalage interactif par Ψ , pose initiale pour le recalage ITD, résultat du recalage ITD, résultat du premier niveau de recalage iconique, résultat du second niveau de recalage iconique (final).

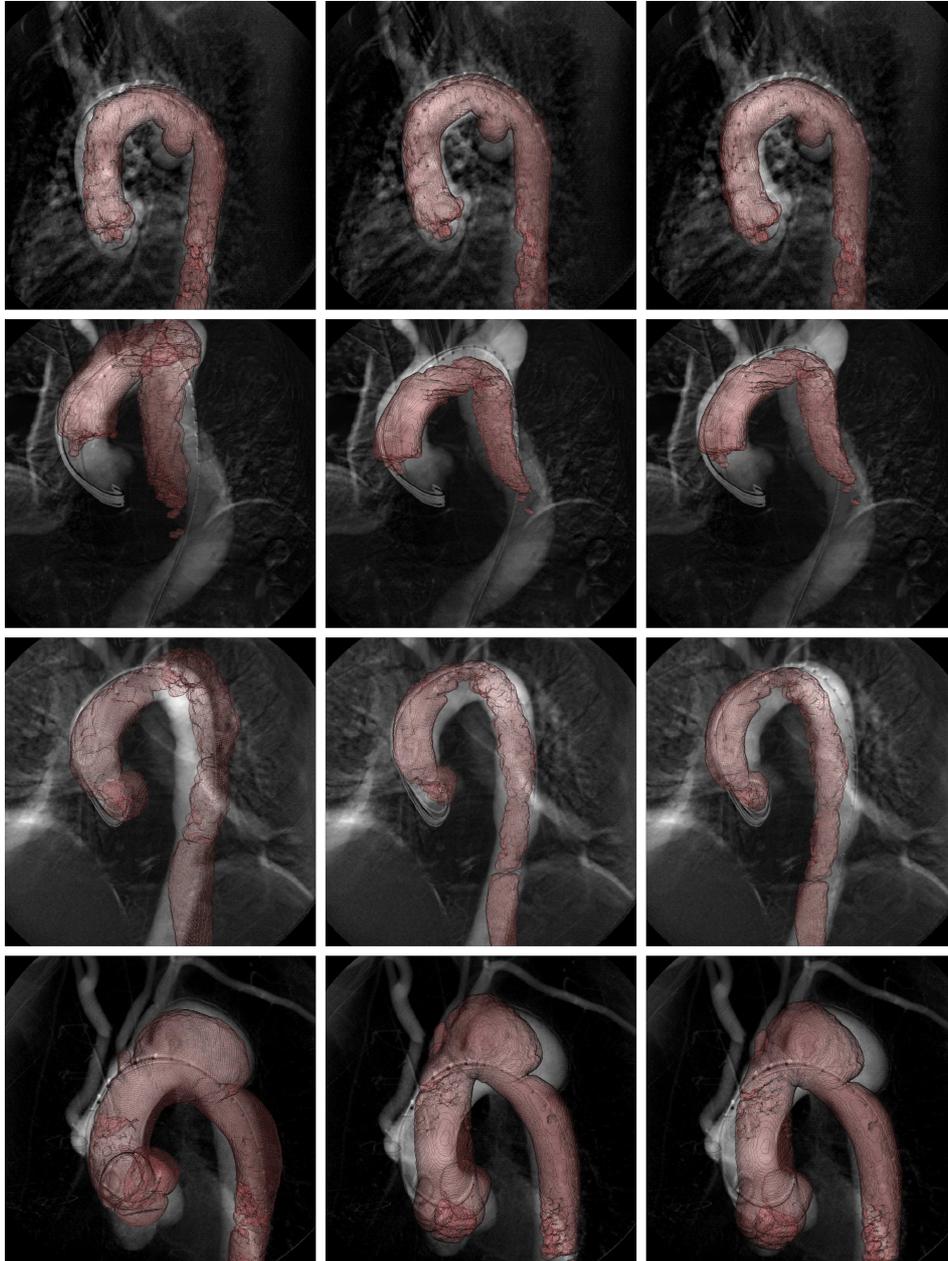


FIGURE 6.22 – Résultats du recalage 3D/2D pour les couples 2–5. Dans chaque ligne, de gauche à droite : alignement à partir des points correspondants issus du clinicien Φ , résultat du recalage ITD, résultat final (second niveau de recalage iconique).

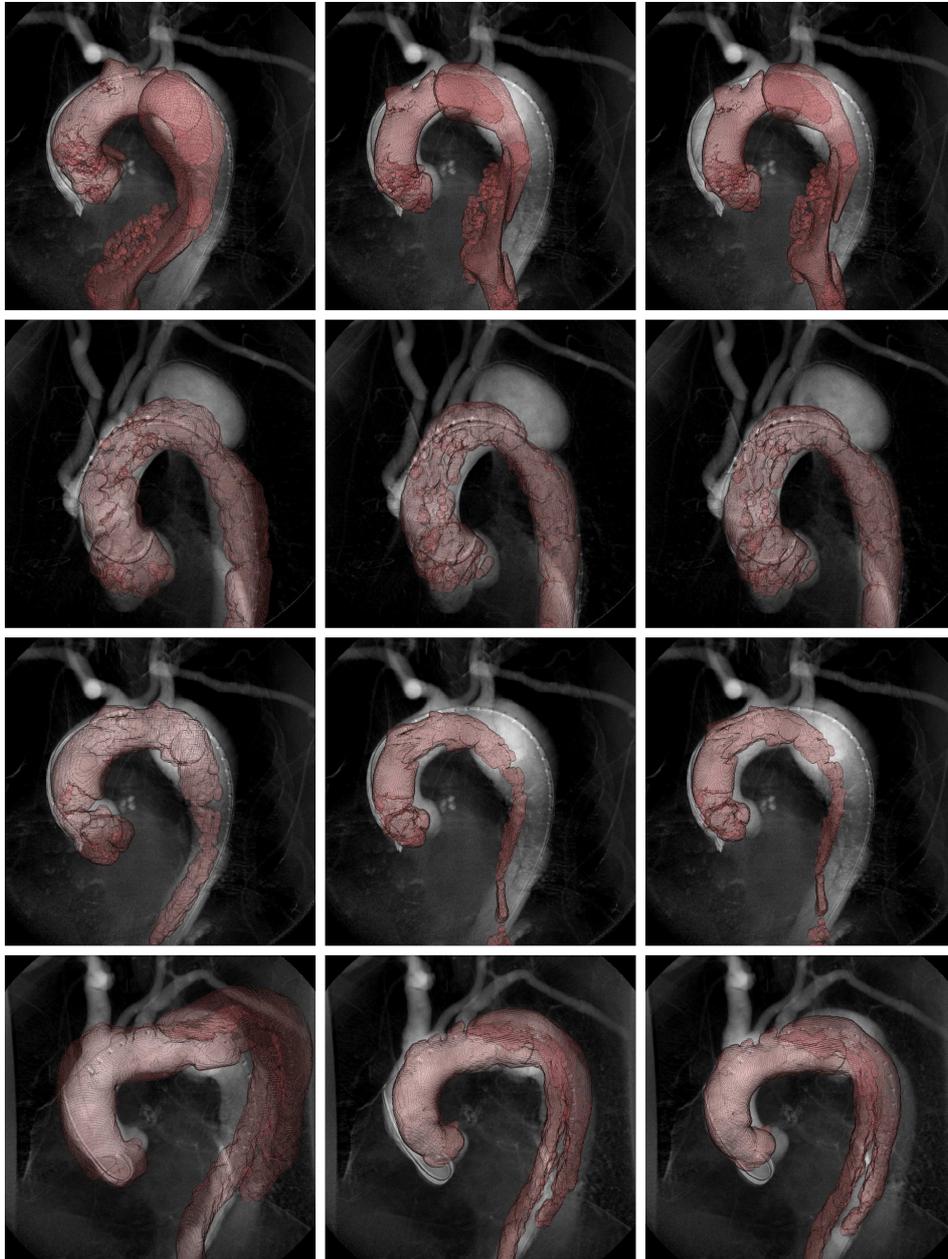


FIGURE 6.23 – Résultats du recalage 3D/2D pour les couples 6–9. Dans chaque ligne, de gauche à droite : alignement à partir des points correspondants issus du clinicien Φ , résultat du recalage ITD, résultat final (second niveau de recalage iconique).

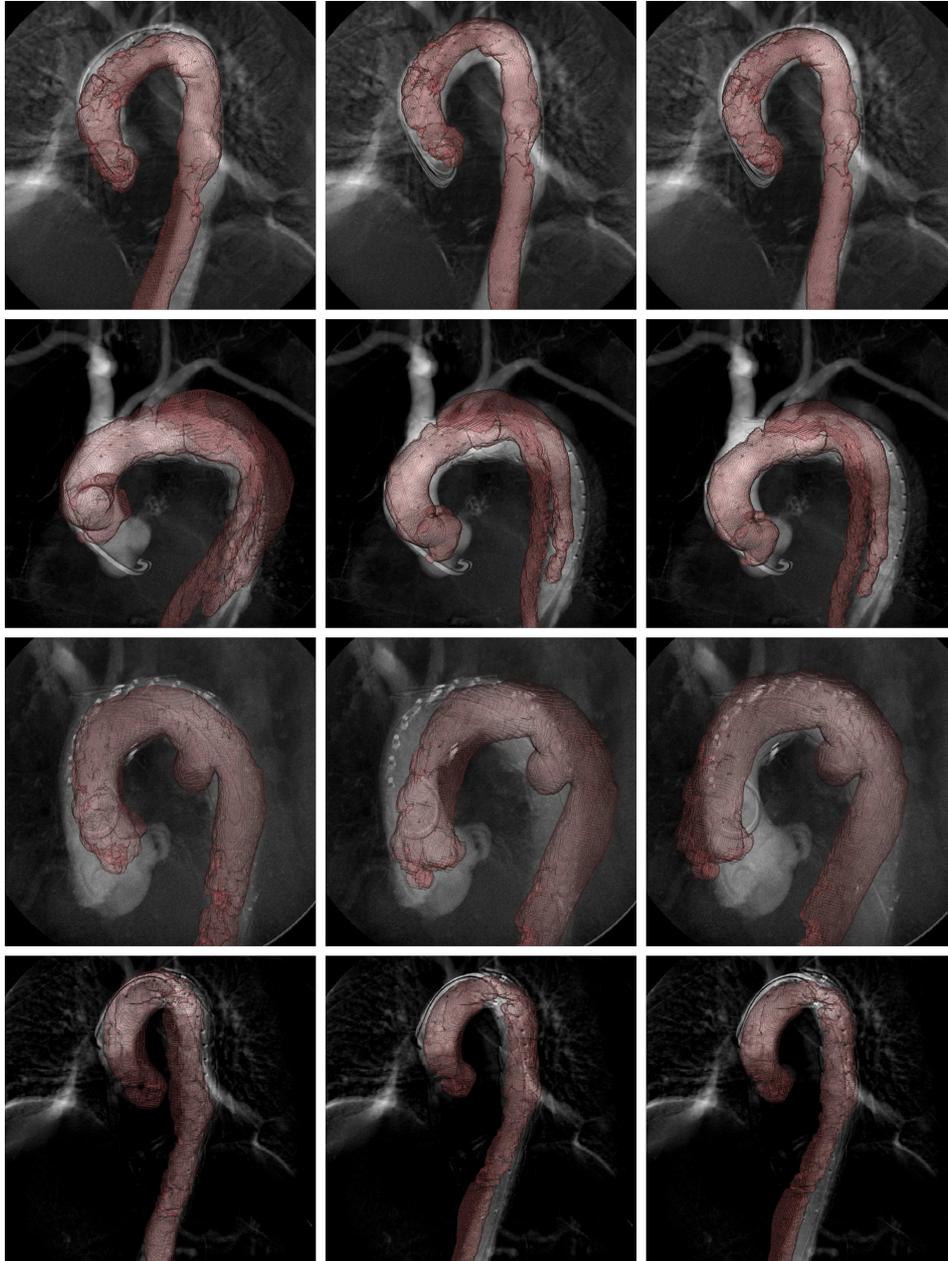


FIGURE 6.24 – Résultats du recalage 3D/2D pour les couples 10–13. Dans chaque ligne, de gauche à droite : alignement à partir des points correspondants issus du clinicien Φ , résultat du recalage ITD, résultat final (second niveau de recalage iconique).

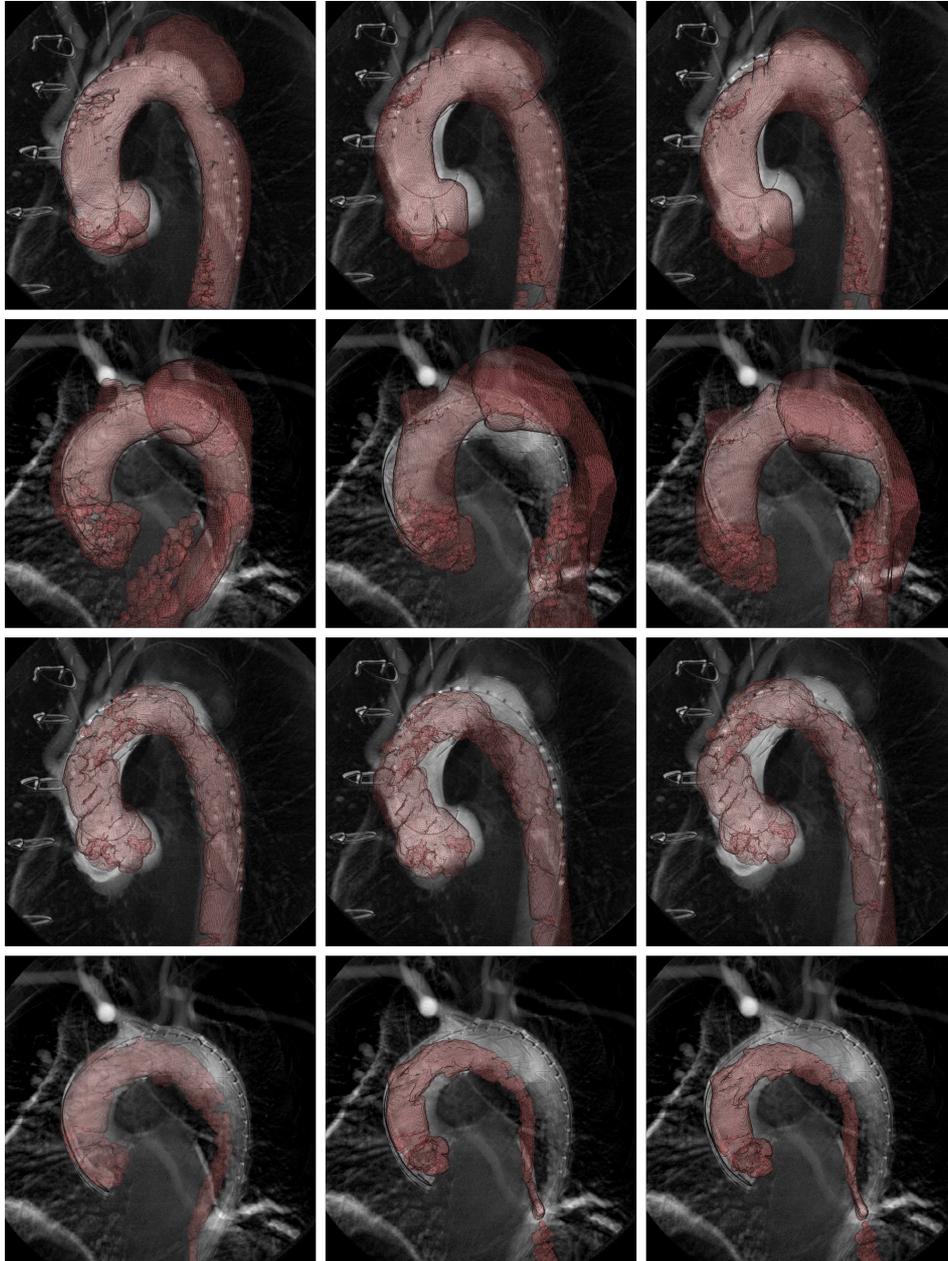


FIGURE 6.25 – Résultats du recalage 3D/2D pour les couples 14–17. Dans chaque ligne, de gauche à droite : alignement à partir des points correspondants issus du clinicien Φ , résultat du recalage ITD, résultat final (second niveau de recalage iconique).

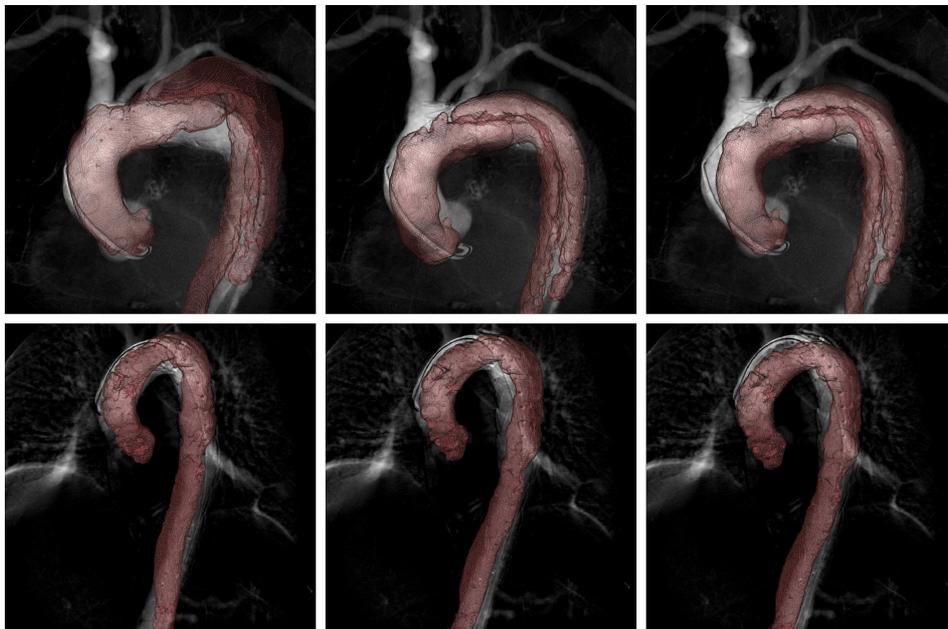


FIGURE 6.26 – Résultats du recalage 3D/2D pour les couples 18 et 19. Dans chaque ligne, de gauche à droite : alignement à partir des points correspondants issus du clinicien Φ , résultat du recalage ITD, résultat final (second niveau de recalage iconique).

Analyse de la précision souhaitée. L'analyse des erreurs de recalage (définies section 6.3.2) pour nos résultats, permet de quantifier la qualité d'alignement des images. Comme remarqué section 6.3.1, nous utilisons la transformation $T^{c\Phi}$ comme référence. Ensuite, pour chaque type d'erreur envisagé e_x , nous calculons le taux de précision, en fonction de résultat du recalage interactif et de la mise en correspondance des points anatomiques :

$$\bar{e}_x = \frac{1}{3}(e_x(T^{c\Phi}, T^{c\Psi}) + e_x(T^{c\Phi}, T^{m\Phi}) + e_x(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})), \quad (6.19)$$

où x vaut OXY , OZ , rZ , rX , rY , 3D, 3D/2D, 2D et 2D/3D.

Les valeurs d'erreurs de précision de l'équation 6.19 sont présentées dans le tableau 6.7 pour l'erreur dans le plan de la projection OXY , le tableau 6.9 pour l'erreur selon la direction de la projection OZ , le tableau 6.11 pour l'erreur de rotation dans le plan de la projection, les tableaux 6.13 et 6.15 pour les erreurs de rotations orthogonales à la direction de projection. Les erreurs moyennes sont également calculées et données dans les tableaux 6.17 (erreurs 3D), 6.19 (erreurs 3D/2D), 6.21 (erreurs 2D) et 6.23 (erreurs 2D/3D).

Évidemment, les erreurs de profondeur sont importantes, ce qui est une caractéristique commune des problèmes d'alignement 3D/2D. L'erreur $e_{3D/2D}$ (selon la direction de projection) est la composante principale de l'erreur moyenne globale e_{3D} .

Les rotations selon les axes OX et OY orthogonaux à la direction de projection, présentent également un taux de précision faible ; on peut constater que la partie de l'aorte visible sur les angiographies ne permet pas de définir une orientation précise. En particulier, une rotation du volume selon l'axe OX entraîne une légère (voire négligeable) différence visuelle au niveau de la projection.

Résultats des méthodes de recalage. Nous avons confronté les résultats de l'alignement fournis par les cliniciens, avec notre méthode de recalage. La comparaison a été préparée pour chaque étape de la chaîne : la partie ITD et les deux niveaux de la partie iconique du recalage.

Dans les tableaux 6.8, 6.10, 6.12, 6.14 et 6.16 sont présentées les erreurs de paramètres des méthodes. Nous fournissons les valeurs absolues des erreurs, mais aussi les valeurs relatives, exprimées en fonction des erreurs moyennes \bar{e}_x , obtenues pour les alignements manuels. Les erreurs moyennes e_{3D} , $e_{3D/2D}$, e_{2D} et $e_{2D/3D}$, sont également reportées respectivement dans les tableaux 6.18, 6.20, 6.22 et 6.24. La figure 6.27 montre les taux de précision calculés pour tous les quatre formulations d'erreurs. Les erreurs moyennes sont ensuite présentées dans les figures 6.28, 6.29, 6.30 et 6.31.

La précision de la méthode proposée est comparable à la précision déterminée. Les erreurs des algorithmes dépassent rarement le double du taux de précision \bar{e} . Les fortes valeurs d'erreurs, supérieures de $3\bar{e}$, sont causées dans la plupart des cas par les images ou segmentation de faible qualité. Il

est à noter que les résultats de la partie iconique sont, pour la plupart des cas, légèrement meilleurs que ceux obtenus par la méthode ITD : l'engagement de techniques iconiques dans la chaîne permet d'augmenter la précision d'environ 10% à 20%, par rapport aux résultats obtenus seulement avec les descripteurs.

Nous pouvons observer les erreurs élevées de la chaîne pour les couples d'images 6 et 8. Pour ces deux cas, la partie descendante de l'aorte est déformée par les guides ; la différence entre les formes du vaisseau sur l'angiographie et l'image CT a produit des résultats erronés au niveau de la méthode ITD, propagés sur les étapes suivantes iconiques.

Les couples 9 et 11 présentent une aorte dont la crosse a une forme complexe. L'orientation de l'aorte par rapport au plan de la projection est particulière ; les algorithmes de la chaîne n'ont pas détecté précisément la pose.

Une rotation mauvaise dans le plan de projection peut être observée pour les couples 11 et 12 ; dans ces cas, les descripteurs d'orientation n'ont pas retourné de bonne orientation de l'aorte. L'erreur a été propagée sur les techniques iconiques.

Il est à noter, que pour certaines couples (2, 14, 16, 18) la méthode ITD a retourné des résultats légèrement meilleurs que ceux obtenus avec la partie iconique. Le cas du couple 2 est intéressant, car une bonne solution retournée par la technique ITD a été dégradé par la première étape iconique et finalement corrigée suite à la dernière partie de la chaîne.

Les grandes différences de résultats sont généralement causées par les images de faible qualité ou par des données erronées. La mauvaise segmentation de l'aorte, vue pour les couples 3 et 8 entraîne une augmentation des erreurs pour ces jeux de données. De la même manière, l'image de l'angiographie du couple 7 présente un anévrisme disséquant, tandis que la pathologie n'est plus visible dans le volume correspondant (obtenu en phase postopératoire). La situation inverse est visible dans le jeu de données 14 : cette fois l'angiographie, obtenue juste après l'installation de la prothèse, est alignée avec le volume per-opératoire dans lequel la pathologie est bien visible.

	$e_{OXY}(T^{c\Phi}, T^{c\Psi})$	$e_{OXY}(T^{c\Phi}, T^{m\Phi})$	$e_{OXY}(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})$	\bar{e}_{OXY}
1	16.40	7.86	8.85	11.04
2	20.94	6.41	18.79	15.38
3	34.68	40.62	28.52	34.61
4	43.20	27.29	26.90	32.46
5	29.04	38.28	32.23	33.18
6	24.01	32.25	31.28	29.18
7	43.88	21.28	15.63	26.93
8	27.75	77.49	62.80	56.01
9	34.42	30.18	35.35	33.32
10	26.77	25.96	14.80	22.51
11	9.15	24.01	8.31	13.82
12	9.94	17.80	13.31	13.68
13	28.54	26.12	20.99	25.22
14	46.56	15.44	21.39	27.80
15	6.37	56.43	48.60	37.13
16	37.07	16.20	14.19	22.49
17	49.61	90.71	124.30	88.21
18	8.44	14.26	18.14	13.62
19	8.81	22.99	8.90	13.57

TABLE 6.7 – Erreurs de translation dans le plan de la projection pour le recalage de référence.

	$e_{OXY}(T^{c\Phi}, T^{init})$		$e_{OXY}(T^{c\Phi}, T^{ITD})$		$e_{OXY}(T^{c\Phi}, T^{i1})$		$e_{OXY}(T^{c\Phi}, T^{i2})$	
1	41.88	3.80 \bar{e}	22.03	2.00 \bar{e}	23.44	2.12 \bar{e}	17.66	1.60 \bar{e}
2	25.65	1.67 \bar{e}	23.43	1.52 \bar{e}	24.99	1.62 \bar{e}	24.42	1.59 \bar{e}
3	40.73	1.18 \bar{e}	26.54	0.77 \bar{e}	26.21	0.76 \bar{e}	26.37	0.76 \bar{e}
4	53.36	1.64 \bar{e}	36.80	1.13 \bar{e}	39.61	1.22 \bar{e}	41.41	1.28 \bar{e}
5	93.06	2.80 \bar{e}	43.09	1.30 \bar{e}	39.10	1.18 \bar{e}	38.99	1.18 \bar{e}
6	12.25	0.42 \bar{e}	58.94	2.02 \bar{e}	54.53	1.87 \bar{e}	51.77	1.77 \bar{e}
7	56.74	2.11 \bar{e}	28.04	1.04 \bar{e}	29.24	1.09 \bar{e}	29.68	1.10 \bar{e}
8	34.01	0.61 \bar{e}	120.79	2.16 \bar{e}	122.19	2.18 \bar{e}	122.32	2.18 \bar{e}
9	62.01	1.86 \bar{e}	42.64	1.28 \bar{e}	39.88	1.20 \bar{e}	40.97	1.23 \bar{e}
10	12.29	0.55 \bar{e}	39.97	1.78 \bar{e}	41.13	1.83 \bar{e}	41.50	1.84 \bar{e}
11	49.16	3.56 \bar{e}	63.53	4.60 \bar{e}	67.63	4.89 \bar{e}	71.48	5.17 \bar{e}
12	25.11	1.84 \bar{e}	56.02	4.09 \bar{e}	45.38	3.32 \bar{e}	45.89	3.35 \bar{e}
13	45.59	1.81 \bar{e}	19.06	0.76 \bar{e}	16.65	0.66 \bar{e}	15.49	0.61 \bar{e}
14	61.31	2.21 \bar{e}	16.62	0.60 \bar{e}	16.89	0.61 \bar{e}	16.89	0.61 \bar{e}
15	24.51	0.66 \bar{e}	36.07	0.97 \bar{e}	49.01	1.32 \bar{e}	49.01	1.32 \bar{e}
16	19.17	0.85 \bar{e}	12.54	0.56 \bar{e}	18.36	0.82 \bar{e}	14.71	0.65 \bar{e}
17	55.75	0.63 \bar{e}	189.51	2.15 \bar{e}	192.71	2.18 \bar{e}	189.17	2.14 \bar{e}
18	54.11	3.97 \bar{e}	32.38	2.38 \bar{e}	38.62	2.84 \bar{e}	28.12	2.07 \bar{e}
19	24.00	1.77 \bar{e}	13.95	1.03 \bar{e}	15.28	1.13 \bar{e}	17.41	1.28 \bar{e}

TABLE 6.8 – Erreurs de translation dans le plan de la projection pour les étapes de la chaîne.

	$e_{OZ}(T^{c\Phi}, T^{c\Psi})$	$e_{OZ}(T^{c\Phi}, T^{m\Phi})$	$e_{OZ}(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})$	\bar{e}_{OZ}
1	5.34	201.08	77.20	94.54
2	50.43	9.63	113.84	57.97
3	252.24	243.84	207.73	234.60
4	129.04	207.18	294.72	210.31
5	110.70	118.06	111.19	113.32
6	19.13	178.59	116.40	104.71
7	77.87	39.09	72.38	63.11
8	108.46	203.17	66.14	125.92
9	120.64	166.19	118.01	134.95
10	71.54	82.04	5.31	52.96
11	16.74	232.99	123.71	124.48
12	2.58	1.41	12.59	5.53
13	288.45	241.60	140.80	223.62
14	26.89	39.62	36.86	34.46
15	1.46	264.50	189.81	151.92
16	27.24	4.36	87.51	39.70
17	99.52	339.32	378.98	272.61
18	9.68	41.47	5.27	18.81
19	8.24	70.89	28.53	35.88

TABLE 6.9 – Erreurs de translation selon la direction de la projection pour le recalage de référence.

	$e_{OZ}(T^{c\Phi}, T^{init})$		$e_{OZ}(T^{c\Phi}, T^{ITD})$		$e_{OZ}(T^{c\Phi}, T^{i1})$		$e_{OZ}(T^{c\Phi}, T^{i2})$	
1	266.99	2.82 \bar{e}	158.91	1.68 \bar{e}	157.66	1.67 \bar{e}	163.01	1.72 \bar{e}
2	236.44	4.08 \bar{e}	21.88	0.38 \bar{e}	183.80	3.17 \bar{e}	14.36	0.25 \bar{e}
3	297.57	1.27 \bar{e}	208.78	0.89 \bar{e}	207.90	0.89 \bar{e}	207.25	0.88 \bar{e}
4	102.61	0.49 \bar{e}	40.49	0.19 \bar{e}	42.73	0.20 \bar{e}	39.98	0.19 \bar{e}
5	479.82	4.23 \bar{e}	111.31	0.98 \bar{e}	100.17	0.88 \bar{e}	112.29	0.99 \bar{e}
6	128.90	1.23 \bar{e}	193.66	1.85 \bar{e}	194.34	1.86 \bar{e}	195.89	1.87 \bar{e}
7	342.61	5.43 \bar{e}	60.13	0.95 \bar{e}	57.17	0.91 \bar{e}	58.86	0.93 \bar{e}
8	81.68	0.65 \bar{e}	123.51	0.98 \bar{e}	124.17	0.99 \bar{e}	126.17	1.00 \bar{e}
9	199.62	1.48 \bar{e}	107.34	0.80 \bar{e}	103.86	0.77 \bar{e}	110.94	0.82 \bar{e}
10	267.36	5.05 \bar{e}	148.37	2.80 \bar{e}	146.05	2.76 \bar{e}	156.67	2.96 \bar{e}
11	264.42	2.12 \bar{e}	224.97	1.81 \bar{e}	227.09	1.82 \bar{e}	232.62	1.87 \bar{e}
12	478.94	86.64 \bar{e}	33.23	6.01 \bar{e}	25.48	4.61 \bar{e}	24.69	4.47 \bar{e}
13	272.80	1.22 \bar{e}	141.10	0.63 \bar{e}	139.53	0.62 \bar{e}	133.98	0.60 \bar{e}
14	414.72	12.04 \bar{e}	59.65	1.73 \bar{e}	63.98	1.86 \bar{e}	63.98	1.86 \bar{e}
15	185.70	1.22 \bar{e}	70.26	0.46 \bar{e}	72.47	0.48 \bar{e}	72.47	0.48 \bar{e}
16	293.65	7.40 \bar{e}	9.79	0.25 \bar{e}	0.45	0.01 \bar{e}	11.82	0.30 \bar{e}
17	410.48	1.51 \bar{e}	493.44	1.81 \bar{e}	492.11	1.81 \bar{e}	494.16	1.81 \bar{e}
18	120.31	6.40 \bar{e}	76.26	4.05 \bar{e}	79.91	4.25 \bar{e}	96.83	5.15 \bar{e}
19	73.67	2.05 \bar{e}	15.86	0.44 \bar{e}	12.13	0.34 \bar{e}	5.67	0.16 \bar{e}

TABLE 6.10 – Erreurs de translation selon la direction de la projection pour les étapes de la chaîne.

	$e_{rZ}(T^{c\Phi}, T^{c\Psi})$	$e_{rZ}(T^{c\Phi}, T^{m\Phi})$	$e_{rZ}(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})$	\bar{e}_{rZ}
1	4.61	6.36	0.43	3.80
2	11.32	2.94	8.32	7.52
3	6.16	6.31	5.73	6.07
4	6.43	3.51	1.83	3.92
5	3.64	6.71	3.72	4.69
6	7.61	7.35	6.35	7.10
7	6.73	6.28	7.02	6.67
8	7.40	3.55	6.12	5.69
9	3.94	1.38	6.20	3.84
10	7.08	5.74	4.77	5.86
11	6.55	6.44	4.90	5.96
12	4.23	0.55	4.76	3.18
13	7.76	7.17	7.59	7.50
14	6.21	5.38	5.98	5.85
15	7.73	2.34	7.52	5.86
16	7.95	5.20	6.04	6.40
17	7.91	4.27	1.28	4.49
18	5.39	3.04	5.87	4.77
19	5.82	5.18	7.02	6.01

TABLE 6.11 – Erreurs de rotation dans le plan de la projection pour le recalage de référence.

	$e_{rZ}(T^{c\Phi}, T^{init})$		$e_{rZ}(T^{c\Phi}, T^{ITD})$		$e_{rZ}(T^{c\Phi}, T^{i1})$		$e_{rZ}(T^{c\Phi}, T^{i2})$	
1	14.91	3.92 \bar{e}	6.25	1.64 \bar{e}	6.70	1.76 \bar{e}	5.43	1.43 \bar{e}
2	36.61	4.87 \bar{e}	7.60	1.01 \bar{e}	7.34	0.98 \bar{e}	7.37	0.98 \bar{e}
3	34.02	5.61 \bar{e}	14.46	2.38 \bar{e}	14.06	2.32 \bar{e}	13.82	2.28 \bar{e}
4	13.02	3.32 \bar{e}	4.38	1.12 \bar{e}	5.20	1.33 \bar{e}	5.10	1.30 \bar{e}
5	6.45	1.38 \bar{e}	12.91	2.75 \bar{e}	13.20	2.81 \bar{e}	12.64	2.69 \bar{e}
6	27.02	3.80 \bar{e}	6.23	0.88 \bar{e}	6.10	0.86 \bar{e}	5.44	0.77 \bar{e}
7	21.80	3.27 \bar{e}	7.35	1.10 \bar{e}	7.52	1.13 \bar{e}	7.75	1.16 \bar{e}
8	2.78	0.49 \bar{e}	7.90	1.39 \bar{e}	8.19	1.44 \bar{e}	8.69	1.53 \bar{e}
9	10.82	2.82 \bar{e}	6.68	1.74 \bar{e}	6.31	1.64 \bar{e}	7.25	1.89 \bar{e}
10	26.40	4.51 \bar{e}	8.71	1.49 \bar{e}	9.16	1.56 \bar{e}	8.60	1.47 \bar{e}
11	19.65	3.30 \bar{e}	7.16	1.20 \bar{e}	6.93	1.16 \bar{e}	6.36	1.07 \bar{e}
12	7.74	2.43 \bar{e}	9.85	3.10 \bar{e}	10.03	3.15 \bar{e}	10.01	3.15 \bar{e}
13	28.49	3.80 \bar{e}	9.95	1.33 \bar{e}	10.48	1.40 \bar{e}	9.94	1.32 \bar{e}
14	10.54	1.80 \bar{e}	3.43	0.59 \bar{e}	2.77	0.47 \bar{e}	2.77	0.47 \bar{e}
15	4.54	0.77 \bar{e}	5.79	0.99 \bar{e}	4.72	0.81 \bar{e}	4.72	0.81 \bar{e}
16	21.54	3.37 \bar{e}	6.37	1.00 \bar{e}	6.50	1.02 \bar{e}	6.77	1.06 \bar{e}
17	28.37	6.32 \bar{e}	4.47	1.00 \bar{e}	4.94	1.10 \bar{e}	3.45	0.77 \bar{e}
18	2.07	0.43 \bar{e}	8.86	1.86 \bar{e}	8.64	1.81 \bar{e}	4.98	1.04 \bar{e}
19	22.81	3.80 \bar{e}	10.92	1.82 \bar{e}	10.95	1.82 \bar{e}	10.48	1.74 \bar{e}

TABLE 6.12 – Erreurs de rotation dans le plan de la projection pour les étapes de la chaîne.

	$e_{rX}(T^{c\Phi}, T^{c\Psi})$	$e_{rX}(T^{c\Phi}, T^{m\Phi})$	$e_{rX}(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})$	\bar{e}_{rX}
1	3.68	14.75	16.96	11.79
2	10.43	5.44	15.25	10.37
3	15.37	12.24	22.97	16.86
4	24.62	10.55	23.60	19.59
5	21.26	27.19	14.87	21.11
6	26.32	23.12	15.11	21.52
7	8.40	17.79	18.95	15.05
8	8.86	12.08	5.70	8.88
9	21.78	22.61	19.63	21.34
10	15.33	14.25	5.40	11.66
11	8.49	12.93	13.03	11.49
12	12.86	7.55	15.88	12.10
13	1.80	11.27	17.50	10.19
14	23.97	16.05	12.51	17.51
15	18.13	13.85	22.81	18.27
16	8.94	20.07	22.02	17.01
17	19.58	19.38	20.02	19.66
18	27.70	20.80	14.62	21.04
19	0.14	10.97	4.76	5.29

TABLE 6.13 – Erreurs de rotation selon l’axe horizontal, orthogonal à la direction de projection, pour le recalage de référence.

	$e_{rX}(T^{c\Phi}, T^{init})$		$e_{rX}(T^{c\Phi}, T^{ITD})$		$e_{rX}(T^{c\Phi}, T^{i1})$		$e_{rX}(T^{c\Phi}, T^{i2})$	
1	19.41	1.65 \bar{e}	17.86	1.51 \bar{e}	17.59	1.49 \bar{e}	17.16	1.45 \bar{e}
2	22.03	2.12 \bar{e}	3.55	0.34 \bar{e}	3.69	0.36 \bar{e}	3.63	0.35 \bar{e}
3	19.01	1.13 \bar{e}	6.31	0.37 \bar{e}	6.62	0.39 \bar{e}	6.64	0.39 \bar{e}
4	4.44	0.23 \bar{e}	15.90	0.81 \bar{e}	15.90	0.81 \bar{e}	15.49	0.79 \bar{e}
5	16.99	0.80 \bar{e}	21.92	1.04 \bar{e}	22.18	1.05 \bar{e}	21.64	1.03 \bar{e}
6	25.30	1.18 \bar{e}	21.50	1.00 \bar{e}	21.54	1.00 \bar{e}	20.26	0.94 \bar{e}
7	11.75	0.78 \bar{e}	12.55	0.83 \bar{e}	12.64	0.84 \bar{e}	12.77	0.85 \bar{e}
8	2.94	0.33 \bar{e}	1.00	0.11 \bar{e}	1.22	0.14 \bar{e}	2.31	0.26 \bar{e}
9	24.66	1.16 \bar{e}	25.15	1.18 \bar{e}	25.31	1.19 \bar{e}	26.14	1.22 \bar{e}
10	19.76	1.69 \bar{e}	16.94	1.45 \bar{e}	17.02	1.46 \bar{e}	16.22	1.39 \bar{e}
11	14.18	1.23 \bar{e}	10.58	0.92 \bar{e}	10.39	0.90 \bar{e}	9.83	0.86 \bar{e}
12	10.03	0.83 \bar{e}	9.28	0.77 \bar{e}	9.26	0.77 \bar{e}	9.23	0.76 \bar{e}
13	19.40	1.90 \bar{e}	5.73	0.56 \bar{e}	5.81	0.57 \bar{e}	6.74	0.66 \bar{e}
14	3.08	0.18 \bar{e}	15.00	0.86 \bar{e}	14.90	0.85 \bar{e}	14.90	0.85 \bar{e}
15	7.62	0.42 \bar{e}	12.62	0.69 \bar{e}	12.15	0.67 \bar{e}	12.15	0.67 \bar{e}
16	22.02	1.29 \bar{e}	10.70	0.63 \bar{e}	9.94	0.58 \bar{e}	10.93	0.64 \bar{e}
17	26.46	1.35 \bar{e}	28.71	1.46 \bar{e}	27.57	1.40 \bar{e}	27.55	1.40 \bar{e}
18	16.93	0.80 \bar{e}	8.84	0.42 \bar{e}	10.02	0.48 \bar{e}	11.93	0.57 \bar{e}
19	10.95	2.07 \bar{e}	10.05	1.90 \bar{e}	9.92	1.88 \bar{e}	9.95	1.88 \bar{e}

TABLE 6.14 – Erreurs de rotation selon l’axe horizontal, orthogonal à la direction de projection, pour les étapes de la chaîne.

	$e_{rY}(T^{c\Phi}, T^{c\Psi})$	$e_{rY}(T^{c\Phi}, T^{m\Phi})$	$e_{rY}(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})$	\bar{e}_{rY}
1	6.13	4.82	12.92	7.95
2	21.80	4.62	12.52	12.98
3	27.49	22.37	11.14	20.33
4	6.40	23.56	10.66	13.54
5	24.46	21.46	14.57	20.16
6	8.25	23.31	13.65	15.07
7	12.81	11.33	10.22	11.45
8	17.02	14.54	11.03	14.20
9	20.39	12.62	6.81	13.27
10	19.49	20.54	12.89	17.64
11	18.72	26.95	12.84	19.50
12	21.66	13.97	14.80	16.81
13	21.24	15.88	12.15	16.43
14	18.13	17.14	11.76	15.68
15	14.77	16.45	13.31	14.84
16	8.17	4.22	9.64	7.34
17	28.17	18.74	15.20	20.70
18	18.72	16.57	7.56	14.28
19	14.18	16.47	11.72	14.12

TABLE 6.15 – Erreurs de rotation selon l’axe vertical, orthogonal à la direction de projection, pour le recalage de référence.

	$e_{rY}(T^{c\Phi}, T^{init})$		$e_{rY}(T^{c\Phi}, T^{ITD})$		$e_{rY}(T^{c\Phi}, T^{i1})$		$e_{rY}(T^{c\Phi}, T^{i2})$	
1	2.67	0.34 \bar{e}	15.96	2.01 \bar{e}	15.37	1.93 \bar{e}	14.60	1.84 \bar{e}
2	22.99	1.77 \bar{e}	19.74	1.52 \bar{e}	20.38	1.57 \bar{e}	20.35	1.57 \bar{e}
3	27.59	1.36 \bar{e}	22.72	1.12 \bar{e}	22.90	1.13 \bar{e}	22.63	1.11 \bar{e}
4	19.52	1.44 \bar{e}	11.48	0.85 \bar{e}	11.15	0.82 \bar{e}	11.18	0.83 \bar{e}
5	29.73	1.47 \bar{e}	10.79	0.54 \bar{e}	11.55	0.57 \bar{e}	11.08	0.55 \bar{e}
6	36.47	2.42 \bar{e}	28.63	1.90 \bar{e}	29.10	1.93 \bar{e}	27.92	1.85 \bar{e}
7	16.73	1.46 \bar{e}	17.72	1.55 \bar{e}	17.80	1.55 \bar{e}	17.19	1.50 \bar{e}
8	6.64	0.47 \bar{e}	12.98	0.91 \bar{e}	12.99	0.91 \bar{e}	12.72	0.90 \bar{e}
9	8.17	0.62 \bar{e}	13.91	1.05 \bar{e}	12.83	0.97 \bar{e}	12.04	0.91 \bar{e}
10	25.99	1.47 \bar{e}	15.78	0.89 \bar{e}	15.64	0.89 \bar{e}	15.70	0.89 \bar{e}
11	6.81	0.35 \bar{e}	19.87	1.02 \bar{e}	19.97	1.02 \bar{e}	20.07	1.03 \bar{e}
12	19.50	1.16 \bar{e}	13.43	0.80 \bar{e}	14.38	0.86 \bar{e}	14.38	0.86 \bar{e}
13	26.34	1.60 \bar{e}	14.20	0.86 \bar{e}	13.85	0.84 \bar{e}	12.44	0.76 \bar{e}
14	15.55	0.99 \bar{e}	10.85	0.69 \bar{e}	10.55	0.67 \bar{e}	10.55	0.67 \bar{e}
15	7.06	0.48 \bar{e}	17.72	1.19 \bar{e}	17.24	1.16 \bar{e}	17.24	1.16 \bar{e}
16	17.84	2.43 \bar{e}	3.21	0.44 \bar{e}	4.17	0.57 \bar{e}	3.54	0.48 \bar{e}
17	34.87	1.68 \bar{e}	34.29	1.66 \bar{e}	33.94	1.64 \bar{e}	34.56	1.67 \bar{e}
18	3.58	0.25 \bar{e}	14.70	1.03 \bar{e}	14.13	0.99 \bar{e}	15.24	1.07 \bar{e}
19	22.54	1.60 \bar{e}	12.12	0.86 \bar{e}	11.85	0.84 \bar{e}	11.40	0.81 \bar{e}

TABLE 6.16 – Erreurs de rotation selon l’axe vertical, orthogonal à la direction de projection, pour les étapes de la chaîne.

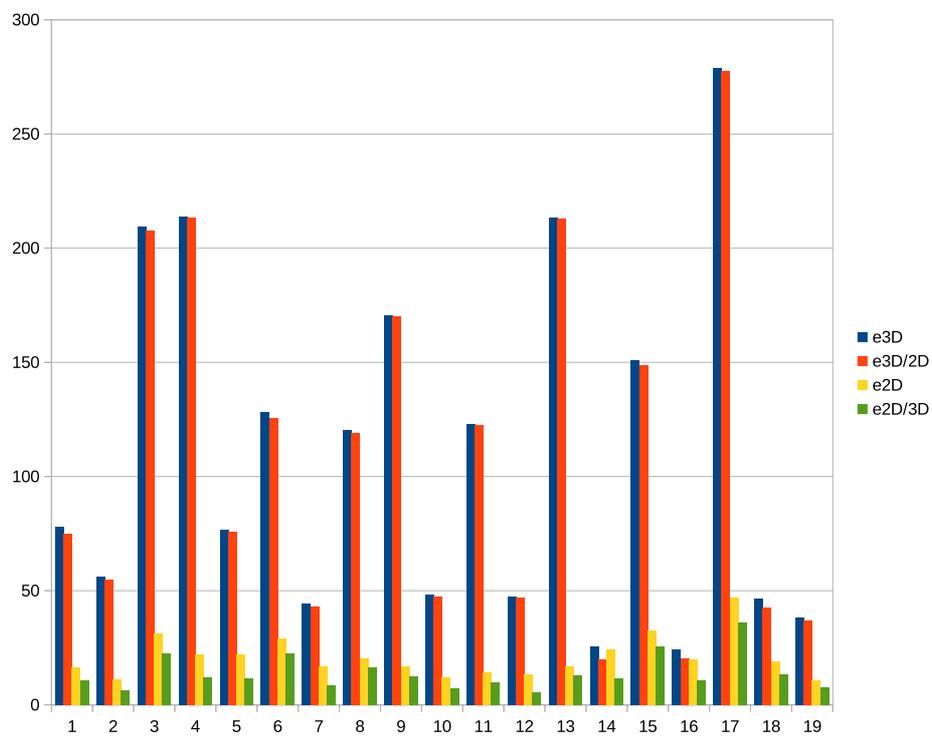


FIGURE 6.27 – Taux de précision \bar{e}_x pour les erreurs moyennes (exprimées en millimètres).

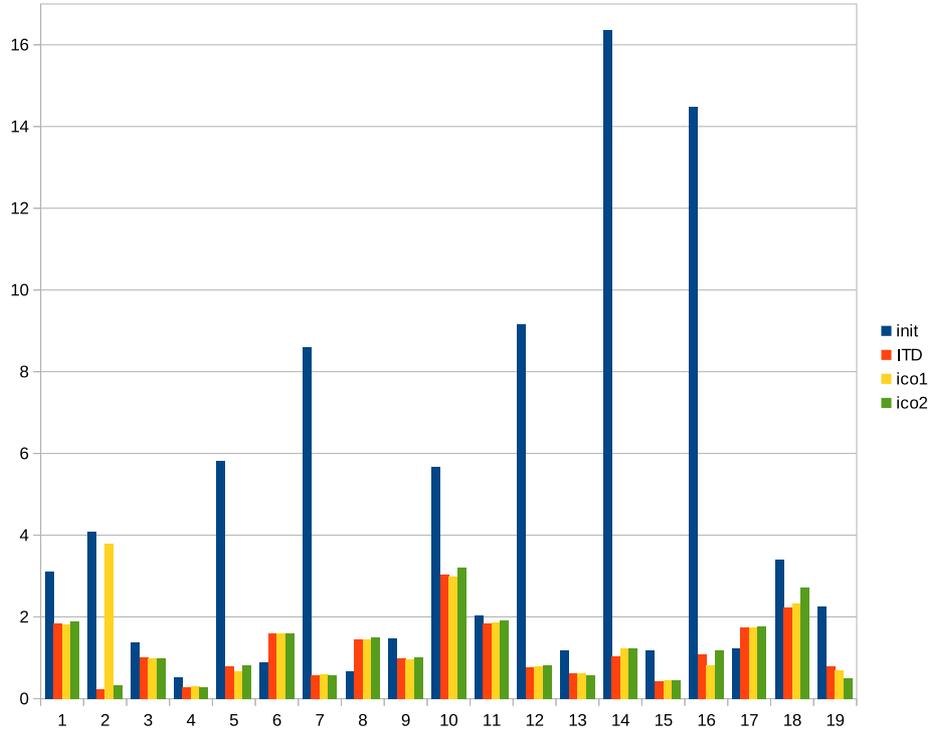


FIGURE 6.28 – Erreurs moyennes 3D exprimées en fonction du taux de précision \bar{e}_{3D} .

	$e_{3D}(T^{c\Phi}, T^{c\Psi})$	$e_{3D}(T^{c\Phi}, T^{m\Phi})$	$e_{3D}(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})$	\bar{e}_{3D}
1	18.87	162.30	52.09	77.75
2	80.69	7.15	79.95	55.93
3	213.15	235.94	178.64	209.24
4	204.57	181.64	255.20	213.81
5	73.58	78.38	77.83	76.60
6	98.06	176.80	109.45	128.11
7	75.97	29.30	27.76	44.34
8	86.63	185.60	89.21	120.48
9	168.45	188.98	154.12	170.52
10	62.38	71.62	10.56	48.19
11	47.08	214.81	106.73	122.87
12	78.26	36.59	27.46	47.44
13	291.56	234.63	114.26	213.48
14	37.43	22.64	16.15	25.41
15	41.35	240.75	170.78	150.96
16	23.74	23.44	25.56	24.25
17	189.72	300.79	346.58	279.03
18	46.46	67.81	25.00	46.43
19	22.41	66.31	26.06	38.26

TABLE 6.17 – Erreurs moyennes 3D pour le recalage de référence.

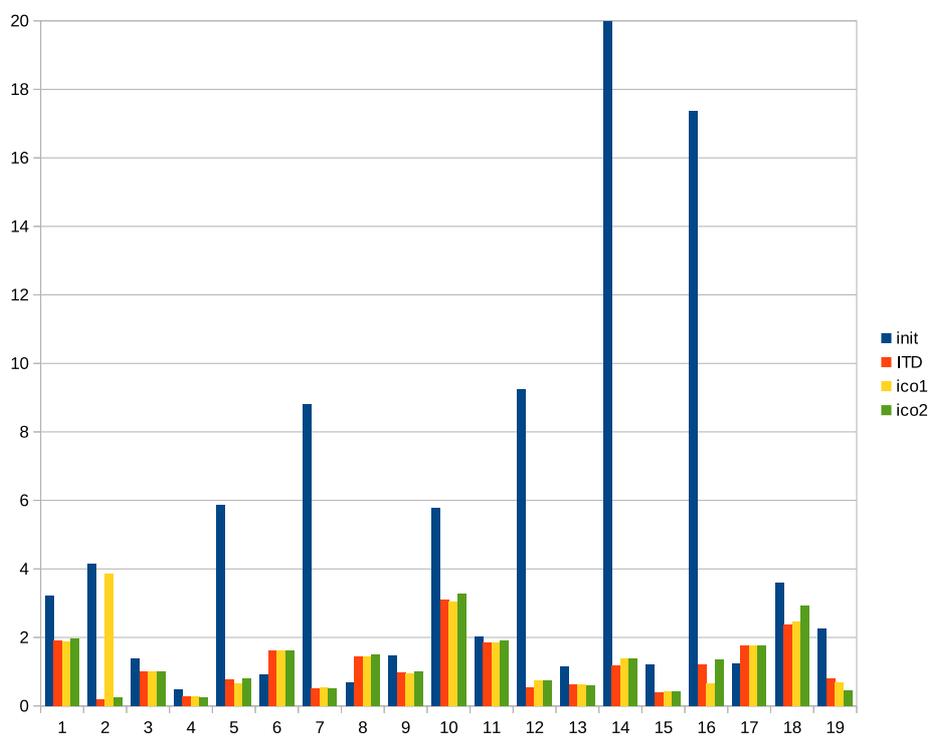


FIGURE 6.29 – Erreurs moyennes 3D/2D exprimées en fonction du taux de précision $\bar{\epsilon}_{3D/2D}$.

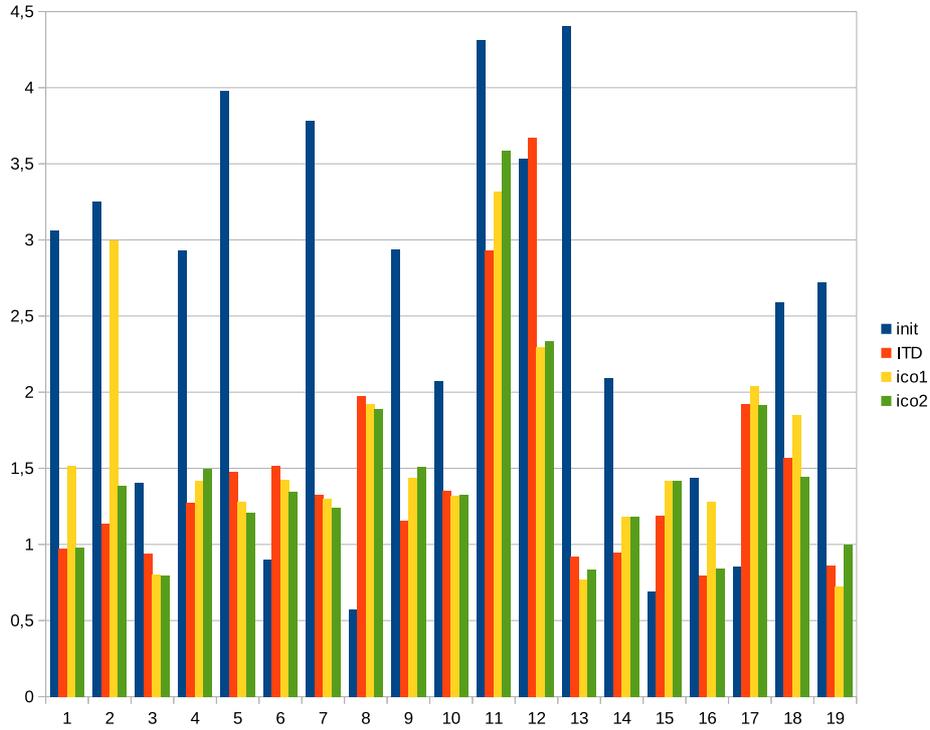


FIGURE 6.30 – Erreurs moyennes 2D exprimées en fonction du taux de précision \bar{e}_{2D} .

	$e_{3D}(T^{c\Phi}, T^{init})$	$e_{3D}(T^{c\Phi}, T^{ITD})$	$e_{3D}(T^{c\Phi}, T^{i1})$	$e_{3D}(T^{c\Phi}, T^{i2})$				
1	242.34	3.12 \bar{e}	142.96	1.84 \bar{e}	141.88	1.82 \bar{e}	147.02	1.89 \bar{e}
2	229.03	4.09 \bar{e}	13.62	0.24 \bar{e}	212.49	3.80 \bar{e}	18.95	0.34 \bar{e}
3	288.63	1.38 \bar{e}	209.50	1.00 \bar{e}	208.52	1.00 \bar{e}	207.53	0.99 \bar{e}
4	112.76	0.53 \bar{e}	59.65	0.28 \bar{e}	63.13	0.30 \bar{e}	60.48	0.28 \bar{e}
5	446.19	5.83 \bar{e}	60.90	0.80 \bar{e}	50.89	0.66 \bar{e}	61.74	0.81 \bar{e}
6	115.29	0.90 \bar{e}	204.47	1.60 \bar{e}	205.59	1.60 \bar{e}	205.61	1.61 \bar{e}
7	380.95	8.59 \bar{e}	25.78	0.58 \bar{e}	26.56	0.60 \bar{e}	25.75	0.58 \bar{e}
8	81.12	0.67 \bar{e}	174.29	1.45 \bar{e}	175.84	1.46 \bar{e}	180.34	1.50 \bar{e}
9	249.96	1.47 \bar{e}	167.59	0.98 \bar{e}	163.11	0.96 \bar{e}	171.00	1.00 \bar{e}
10	273.00	5.67 \bar{e}	146.69	3.04 \bar{e}	144.10	2.99 \bar{e}	154.92	3.22 \bar{e}
11	251.72	2.05 \bar{e}	226.30	1.84 \bar{e}	229.40	1.87 \bar{e}	236.78	1.93 \bar{e}
12	434.27	9.15 \bar{e}	36.37	0.77 \bar{e}	38.07	0.80 \bar{e}	38.78	0.82 \bar{e}
13	252.37	1.18 \bar{e}	134.51	0.63 \bar{e}	132.47	0.62 \bar{e}	124.72	0.58 \bar{e}
14	415.69	16.36 \bar{e}	26.24	1.03 \bar{e}	31.28	1.23 \bar{e}	31.28	1.23 \bar{e}
15	180.28	1.19 \bar{e}	65.98	0.44 \bar{e}	69.29	0.46 \bar{e}	69.29	0.46 \bar{e}
16	351.37	14.49 \bar{e}	26.16	1.08 \bar{e}	19.88	0.82 \bar{e}	28.88	1.19 \bar{e}
17	344.26	1.23 \bar{e}	488.44	1.75 \bar{e}	489.28	1.75 \bar{e}	493.05	1.77 \bar{e}
18	158.32	3.41 \bar{e}	103.76	2.23 \bar{e}	108.35	2.33 \bar{e}	126.63	2.73 \bar{e}
19	86.52	2.26 \bar{e}	30.40	0.79 \bar{e}	26.17	0.68 \bar{e}	19.58	0.51 \bar{e}

TABLE 6.18 – Erreurs moyennes 3D pour les étapes de la chaîne.

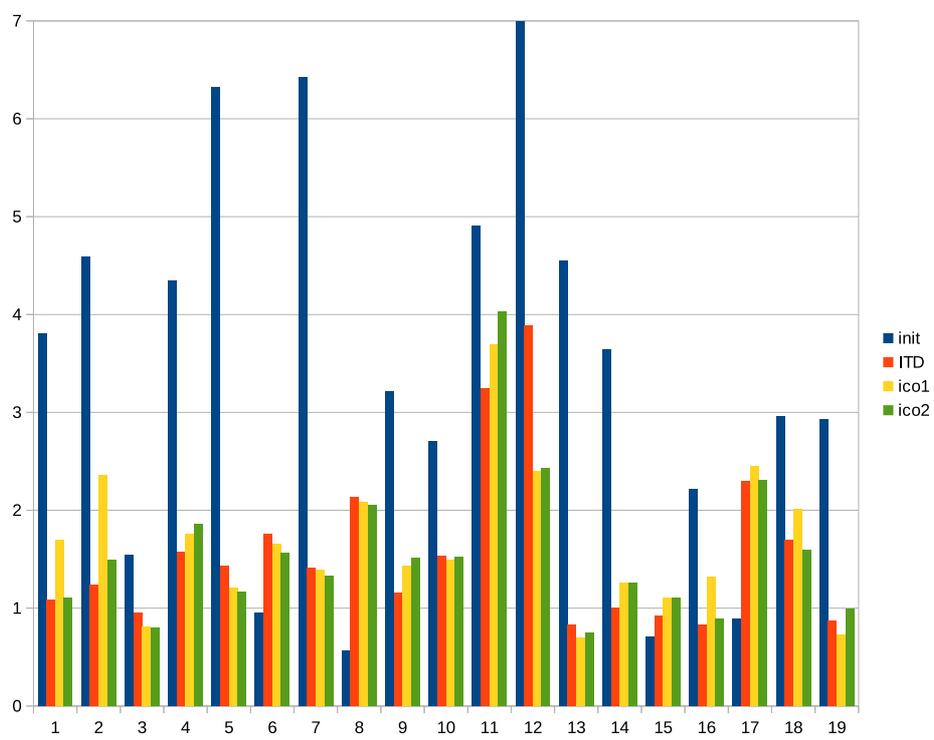


FIGURE 6.31 – Erreurs moyennes 2D/3D exprimées en fonction du taux de précision $\bar{e}_{2D/3D}$.

	$e_{3D/2D}(T^{c\Phi}, T^{c\Psi})$	$e_{3D/2D}(T^{c\Phi}, T^{m\Phi})$	$e_{3D/2D}(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})$	$\bar{e}_{3D/2D}$
1	11.22	161.96	51.34	74.84
2	79.66	4.69	79.69	54.68
3	211.36	234.67	177.30	207.78
4	203.95	180.85	254.77	213.19
5	72.50	77.28	77.01	75.59
6	94.59	174.78	107.44	125.60
7	74.40	28.76	25.79	42.98
8	85.54	184.34	87.05	118.98
9	167.60	188.61	153.52	169.91
10	61.46	71.17	8.92	47.18
11	46.25	214.47	106.37	122.36
12	77.84	35.72	27.16	46.90
13	290.96	234.04	113.48	212.83
14	24.95	21.88	13.04	19.96
15	38.64	238.52	168.63	148.60
16	18.93	20.50	21.13	20.19
17	189.05	298.86	344.08	277.33
18	41.89	66.88	19.48	42.75
19	20.60	65.62	24.96	37.06

TABLE 6.19 – Erreurs moyennes 3D/2D pour le recalage de référence.

	$e_{3D/2D}(T^{c\Phi}, T^{init})$		$e_{3D/2D}(T^{c\Phi}, T^{ITD})$		$e_{3D/2D}(T^{c\Phi}, T^{i1})$		$e_{3D/2D}(T^{c\Phi}, T^{i2})$	
1	239.61	3.20 \bar{e}	142.51	1.90 \bar{e}	140.87	1.88 \bar{e}	146.59	1.96 \bar{e}
2	227.05	4.15 \bar{e}	9.88	0.18 \bar{e}	211.54	3.87 \bar{e}	14.26	0.26 \bar{e}
3	286.89	1.38 \bar{e}	208.38	1.00 \bar{e}	207.52	1.00 \bar{e}	206.54	0.99 \bar{e}
4	101.02	0.47 \bar{e}	55.85	0.26 \bar{e}	58.81	0.28 \bar{e}	55.37	0.26 \bar{e}
5	442.72	5.86 \bar{e}	58.31	0.77 \bar{e}	48.72	0.64 \bar{e}	59.51	0.79 \bar{e}
6	113.23	0.90 \bar{e}	201.12	1.60 \bar{e}	202.57	1.61 \bar{e}	202.89	1.62 \bar{e}
7	378.40	8.80 \bar{e}	21.45	0.50 \bar{e}	22.73	0.53 \bar{e}	21.94	0.51 \bar{e}
8	80.51	0.68 \bar{e}	170.65	1.43 \bar{e}	172.30	1.45 \bar{e}	176.94	1.49 \bar{e}
9	247.35	1.46 \bar{e}	166.88	0.98 \bar{e}	162.06	0.95 \bar{e}	169.88	1.00 \bar{e}
10	272.46	5.77 \bar{e}	146.33	3.10 \bar{e}	143.73	3.05 \bar{e}	154.54	3.28 \bar{e}
11	248.14	2.03 \bar{e}	224.37	1.83 \bar{e}	227.03	1.86 \bar{e}	234.09	1.91 \bar{e}
12	433.21	9.24 \bar{e}	25.82	0.55 \bar{e}	34.77	0.74 \bar{e}	35.46	0.76 \bar{e}
13	246.86	1.16 \bar{e}	134.03	0.63 \bar{e}	132.09	0.62 \bar{e}	124.33	0.58 \bar{e}
14	414.39	20.76 \bar{e}	23.30	1.17 \bar{e}	27.76	1.39 \bar{e}	27.76	1.39 \bar{e}
15	179.44	1.21 \bar{e}	59.45	0.40 \bar{e}	62.19	0.42 \bar{e}	62.19	0.42 \bar{e}
16	350.47	17.36 \bar{e}	24.62	1.22 \bar{e}	12.98	0.64 \bar{e}	27.05	1.34 \bar{e}
17	343.13	1.24 \bar{e}	484.29	1.75 \bar{e}	484.59	1.75 \bar{e}	488.95	1.76 \bar{e}
18	154.19	3.61 \bar{e}	101.44	2.37 \bar{e}	105.27	2.46 \bar{e}	124.97	2.92 \bar{e}
19	83.68	2.26 \bar{e}	29.40	0.79 \bar{e}	25.23	0.68 \bar{e}	17.17	0.46 \bar{e}

TABLE 6.20 – Erreurs moyennes 3D/2D pour les étapes de la chaîne.

	$e_{2D}(T^{c\Phi}, T^{c\Psi})$	$e_{2D}(T^{c\Phi}, T^{m\Phi})$	$e_{2D}(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})$	\bar{e}_{2D}
1	24.63	13.25	11.46	16.45
2	16.96	7.03	9.63	11.21
3	34.45	31.72	27.73	31.30
4	22.95	23.51	19.60	22.02
5	19.52	24.85	21.64	22.00
6	29.54	32.48	25.74	29.25
7	26.93	6.56	17.45	16.98
8	14.00	23.74	23.41	20.38
9	20.79	13.51	16.45	16.92
10	15.87	11.63	8.45	11.98
11	12.54	16.34	13.60	14.16
12	16.30	15.33	8.03	13.22
13	18.02	17.68	14.73	16.81
14	45.56	9.29	17.53	24.13
15	20.92	40.79	35.55	32.42
16	21.80	16.83	21.01	19.88
17	24.40	52.90	63.15	46.81
18	25.87	14.06	17.38	19.10
19	12.09	11.00	9.23	10.78

TABLE 6.21 – Erreurs moyennes 2D pour le recalage de référence.

	$e_{2D}(T^{c\Phi}, T^{init})$		$e_{2D}(T^{c\Phi}, T^{ITD})$		$e_{2D}(T^{c\Phi}, T^{i1})$		$e_{2D}(T^{c\Phi}, T^{i2})$	
1	50.41	3.07 \bar{e}	15.94	0.97 \bar{e}	24.96	1.52 \bar{e}	16.14	0.98 \bar{e}
2	36.46	3.25 \bar{e}	12.70	1.13 \bar{e}	33.55	2.99 \bar{e}	15.52	1.38 \bar{e}
3	44.07	1.41 \bar{e}	29.48	0.94 \bar{e}	25.11	0.80 \bar{e}	24.93	0.80 \bar{e}
4	64.57	2.93 \bar{e}	27.99	1.27 \bar{e}	31.20	1.42 \bar{e}	32.92	1.49 \bar{e}
5	87.59	3.98 \bar{e}	32.48	1.48 \bar{e}	28.12	1.28 \bar{e}	26.55	1.21 \bar{e}
6	26.36	0.90 \bar{e}	44.43	1.52 \bar{e}	41.76	1.43 \bar{e}	39.43	1.35 \bar{e}
7	64.20	3.78 \bar{e}	22.50	1.33 \bar{e}	22.09	1.30 \bar{e}	21.12	1.24 \bar{e}
8	11.69	0.57 \bar{e}	40.29	1.98 \bar{e}	39.24	1.93 \bar{e}	38.47	1.89 \bar{e}
9	49.73	2.94 \bar{e}	19.55	1.16 \bar{e}	24.37	1.44 \bar{e}	25.56	1.51 \bar{e}
10	24.85	2.07 \bar{e}	16.20	1.35 \bar{e}	15.82	1.32 \bar{e}	15.92	1.33 \bar{e}
11	61.12	4.32 \bar{e}	41.47	2.93 \bar{e}	46.95	3.32 \bar{e}	50.81	3.59 \bar{e}
12	46.68	3.53 \bar{e}	48.51	3.67 \bar{e}	30.40	2.30 \bar{e}	30.87	2.34 \bar{e}
13	74.04	4.40 \bar{e}	15.45	0.92 \bar{e}	12.97	0.77 \bar{e}	14.03	0.83 \bar{e}
14	50.54	2.09 \bar{e}	22.80	0.95 \bar{e}	28.51	1.18 \bar{e}	28.51	1.18 \bar{e}
15	22.33	0.69 \bar{e}	38.56	1.19 \bar{e}	46.08	1.42 \bar{e}	46.08	1.42 \bar{e}
16	28.54	1.44 \bar{e}	15.84	0.80 \bar{e}	25.48	1.28 \bar{e}	16.78	0.84 \bar{e}
17	40.04	0.86 \bar{e}	89.94	1.92 \bar{e}	95.62	2.04 \bar{e}	89.74	1.92 \bar{e}
18	49.47	2.59 \bar{e}	29.98	1.57 \bar{e}	35.31	1.85 \bar{e}	27.52	1.44 \bar{e}
19	29.32	2.72 \bar{e}	9.29	0.86 \bar{e}	7.82	0.73 \bar{e}	10.79	1.00 \bar{e}

TABLE 6.22 – Erreurs moyennes 2D pour les étapes de la chaîne.

	$e_{2D/3D}(T^{c\Phi}, T^{c\Psi})$	$e_{2D/3D}(T^{c\Phi}, T^{m\Phi})$	$e_{2D/3D}(T^{c\Phi}, T^{m\Psi})$	$\bar{e}_{2D/3D}$
1	14.66	9.81	7.37	10.61
2	9.45	4.36	5.34	6.38
3	24.87	23.80	19.38	22.69
4	12.45	13.56	10.03	12.01
5	10.15	12.78	11.16	11.36
6	18.30	28.08	20.74	22.37
7	12.45	3.57	8.91	8.31
8	9.48	21.23	18.94	16.55
9	15.05	10.00	11.64	12.23
10	9.68	7.15	4.78	7.20
11	7.87	12.49	9.12	9.83
12	6.22	6.55	3.48	5.41
13	15.20	13.99	10.01	13.07
14	21.03	4.60	8.52	11.38
15	12.91	35.35	28.66	25.64
16	11.38	9.37	11.00	10.58
17	16.60	40.47	50.66	35.91
18	17.95	10.01	11.59	13.18
19	8.79	8.36	6.31	7.82

TABLE 6.23 – Erreurs moyennes 2D/3D pour le recalage de référence.

	$e_{2D/3D}(T^{c\Phi}, T^{init})$		$e_{2D/3D}(T^{c\Phi}, T^{ITD})$		$e_{2D/3D}(T^{c\Phi}, T^{i1})$		$e_{2D/3D}(T^{c\Phi}, T^{i2})$	
1	40.44	3.81 \bar{e}	11.51	1.08 \bar{e}	18.01	1.70 \bar{e}	11.69	1.10 \bar{e}
2	29.31	4.59 \bar{e}	7.87	1.23 \bar{e}	15.08	2.36 \bar{e}	9.52	1.49 \bar{e}
3	35.11	1.55 \bar{e}	21.50	0.95 \bar{e}	18.27	0.81 \bar{e}	18.12	0.80 \bar{e}
4	52.26	4.35 \bar{e}	18.95	1.58 \bar{e}	21.11	1.76 \bar{e}	22.38	1.86 \bar{e}
5	71.78	6.32 \bar{e}	16.24	1.43 \bar{e}	13.76	1.21 \bar{e}	13.30	1.17 \bar{e}
6	21.40	0.96 \bar{e}	39.39	1.76 \bar{e}	37.04	1.66 \bar{e}	34.98	1.56 \bar{e}
7	53.42	6.43 \bar{e}	11.70	1.41 \bar{e}	11.55	1.39 \bar{e}	11.01	1.32 \bar{e}
8	9.42	0.57 \bar{e}	35.36	2.14 \bar{e}	34.48	2.08 \bar{e}	33.93	2.05 \bar{e}
9	39.29	3.21 \bar{e}	14.16	1.16 \bar{e}	17.54	1.43 \bar{e}	18.55	1.52 \bar{e}
10	19.46	2.70 \bar{e}	11.00	1.53 \bar{e}	10.73	1.49 \bar{e}	10.95	1.52 \bar{e}
11	48.20	4.90 \bar{e}	31.93	3.25 \bar{e}	36.29	3.69 \bar{e}	39.56	4.03 \bar{e}
12	37.88	7.00 \bar{e}	21.06	3.89 \bar{e}	12.97	2.40 \bar{e}	13.15	2.43 \bar{e}
13	59.44	4.55 \bar{e}	10.88	0.83 \bar{e}	9.15	0.70 \bar{e}	9.77	0.75 \bar{e}
14	41.44	3.64 \bar{e}	11.39	1.00 \bar{e}	14.34	1.26 \bar{e}	14.34	1.26 \bar{e}
15	18.17	0.71 \bar{e}	23.71	0.92 \bar{e}	28.31	1.10 \bar{e}	28.31	1.10 \bar{e}
16	23.45	2.22 \bar{e}	8.77	0.83 \bar{e}	13.95	1.32 \bar{e}	9.38	0.89 \bar{e}
17	32.12	0.89 \bar{e}	82.67	2.30 \bar{e}	87.89	2.45 \bar{e}	82.83	2.31 \bar{e}
18	39.00	2.96 \bar{e}	22.39	1.70 \bar{e}	26.48	2.01 \bar{e}	21.06	1.60 \bar{e}
19	22.89	2.93 \bar{e}	6.80	0.87 \bar{e}	5.70	0.73 \bar{e}	7.80	1.00 \bar{e}

TABLE 6.24 – Erreurs moyennes 2D/3D pour les étapes de la chaîne.

Couple	ITD	Iconique niveau 1	Iconique niveau 2	Temps complet
1	48	80	278	406
2	43	71	282	396
3	51	69	272	392
4	48	74	303	425
5	43	69	274	386
6	52	72	263	387
7	44	79	297	420
8	51	73	309	433
9	54	62	270	386
10	45	63	252	360
11	49	81	284	414
12	42	72	307	421
13	48	80	312	440
14	50	64	298	412
15	45	79	316	440
16	49	63	264	376
17	55	81	321	457
18	50	63	283	396
19	52	81	278	411
<i>Moyenne</i>	48.4	72.4	287.5	408.3
<i>Écart-type</i>	3.8	7.1	20.0	24.7

TABLE 6.25 – Temps d’exécution des différents composants de la chaîne.

Temps de calcul. Dans le tableau 6.25, nous présentons le temps de calcul de la chaîne de recalage ainsi que pour chacun de ses composants. Les calculs ont été effectués sur une machine Intel Pentium Core2Duo (2 threads) 2.8 GHz avec 4 Go de mémoire RAM.

La méthode 3D/2D par ITD nécessite en moyenne 48 secondes de temps de calcul. Le premier niveau de la partie iconique, qui recale les images de taille réduite, prend environ 72 secondes. La dernière étape, utilisant les données originales est plus lente et dure environ 5 minutes (288 secondes en moyenne). Notons que les algorithmes n’ont pas été optimisés. Il est possible d’obtenir de meilleurs résultats avec une machine récente et après une optimisation du code. La méthode de recalage par ITD est parallélisable : le calcul de descripteurs et la projection de l’enveloppe peuvent être effectués de manière indépendante (par threads) ; une implémentation sur les cartes GPU devrait pouvoir réduire le temps d’exécution à quelques secondes.

L’objectif initial concernant le temps de calcul de la méthode n’était pas spécifié précisément : il est cependant souhaitable que le recalage soit rapide, afin de proposer les résultats directement après l’acquisition des images interventionnelles. Le temps de calcul obtenu est satisfaisant pour cette étude préliminaire et sera encore réduit avec l’optimisation du code et accélération matérielle. La méthode de recalage proposée pourra alors être incorporée dans les salles de traitement endovasculaire dans un futur proche.

Comme vu aux figures 6.21 à 6.26, les résultats visuels de la partie ITD ne sont pas trop éloignés de l’alignement final par algorithme iconique. Nous pouvons alors constater, que l’alignement issu de la méthode basée sur les descripteurs pourrait être affiché immédiatement après son obtention, donnant ainsi une correspondance proche de celle attendue. Les étapes iconiques, quant à elles, peuvent continuer de s’exécuter en arrière plan et actualiser le rendu au fur et à mesure de leur disponibilité.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons évalué les méthodes de recalage présentées dans ce document.

D’abord, la précision du modèle d’enveloppe tubulaire a été étudiée. Avec un nombre minimal de paramètres, ce modèle peut exprimer une forme d’aorte avec une précision satisfaisante. L’erreur moyenne de 4 pixels par rapport au résultat de segmentation permet de considérer l’enveloppe tubulaire comme une bonne approximation du contour externe du vaisseau.

Ensuite, nous avons examiné notre méthode de recalage par ITD pour le cas 2D. Plusieurs descripteurs ont été testés sur les images d’aorte synthétique et sur des données perturbées. Nous avons aussi proposé les définitions d’erreurs de descripteurs, pour caractériser leur performance.

La chaîne des méthodes de recalage 3D/2D a également été évaluée pour 19 couples d’images angiographie rayons X et scanner CT. Les résultats ont été comparés avec la mise en correspondance de données, spécifiée par les spécialistes cliniques. L’alignement est exprimé sous forme d’erreurs et sous forme visuelle de la superposition des images 3D/2D. Les résultats sont prometteurs pour un futur développement et amélioration des méthodes.

Chapitre 7

Conclusion et perspectives

Les travaux présentés dans ce document concernent le recalage 3D/2D d'images d'aorte, pour le traitement endovasculaire des dissections aortiques. Le résultat attendu est la superposition de l'aorte 3D extraite du scanner CT, sur la séquence d'angiographie rayons X, acquises en cours d'intervention.

La qualité de données à mettre en correspondance a été l'une des principales difficultés rencontrées. Par exemple, les séquences fluoroscopiques ont été acquises avec une injection minimale du produit de contraste, ce qui empêche de voir l'aorte en entier. Nous avons alors dû transformer une image temporelle d'angiographie en une image statique dite d'amplification, afin d'accumuler les traces du produit de contraste à partir de toutes les frames. Cette image est ensuite exploitée pour le recalage.

Une autre difficulté majeure provient de la grande variabilité des aortes sur les images traitées. Notre base de données contient plusieurs organes pathologiques, avec dissections aortiques et anévrismes, pour lesquels les formes des vaisseaux et la localisation des anomalies varient de façon importante.

Suite à l'étude approfondie de l'état de l'art du recalage d'images, nous avons sélectionné la plupart des composants afin de proposer notre chaîne de méthodes de recalage 3D/2D. La lecture des travaux au sein de ce domaine nous a fortement incité à proposer une technique rapide, basée sur le calcul non-itératif de la transformation plutôt que sur une optimisation de la mesure de similarité, comme la plupart des méthodes.

La contribution principale de ces travaux est la conception et la définition d'une méthode de recalage qui effectue l'estimation directe des paramètres. Un premier alignement 2D/2D est possible grâce à des descripteurs de transformation d'image (ITD), qui calculent de façon rapide la transformation (similitude) reliant les images. Nous avons proposé et testé des descripteurs spécifiquement pour prendre en compte la forme de l'aorte.

La technique de recalage 3D/2D, construite à base des ITD, s'intègre avec l'approche 2D suite à l'estimation de la pose rigide du volume à partir

d'une mise en correspondance entre les projections. Bien que la version 2D soit non-itérative, l'alignement 3D/2D nécessite une étape d'échantillonnage, afin de retrouver certains paramètres.

Le recalage par ITD est une technique rapide, par comparaison aux approches classiques, fondées sur l'optimisation d'une fonction de critère. Les résultats sont néanmoins suffisamment précis pour les considérer comme point de départ pour d'autres méthodes plus exactes. La caractéristique importante de la technique ITD est sa non-sensibilité à l'initialisation, qui n'est pas obligée d'être proche de la solution, contrairement à la plupart des méthodes.

La chaîne de recalage pour les images d'aorte, proposée dans ce document, est composée de la méthode ITD 3D/2D, suivie par une technique iconique multi-échelles. La partie ITD donne un résultat grossier de la transformation recherchée dans un court laps de temps. La seconde partie de la chaîne améliore la précision du recalage, en engageant des algorithmes classiques, basés sur la reconstruction de radiogrammes numériques (DRR) et la mesure de similarité information mutuelle. Deux phases de calculs, selon l'approche multi-échelles, ont été mises en œuvre. Au sein de la technique iconique, nous avons également exploité les données segmentées de l'aorte afin d'augmenter l'intensité du vaisseau sur les volumes CT ; la méthode peut alors être considérée comme hybride.

L'évaluation des algorithmes proposés est effectuée sur une base de 6 patients, ce qui conduit à 19 couples d'images 3D/2D (scanner CT, angiographie rayons X). La précision de la méthode a été confrontée avec les résultats de l'alignement manuel. Deux cliniciens cardiovasculaires nous ont fourni le recalage interactif et la définition de points anatomiques correspondants pour tous les couples d'images. Les résultats de la chaîne sont proches des résultats issus des spécialistes et représentent en moyenne de une à deux fois l'erreur de la précision attendue.

Nous avons développé un programme informatique afin d'implémenter les algorithmes, d'effectuer les tests et d'obtenir les visualisations des données. Il a également permis de réaliser le recalage interactif manuel et la construction des modèles paramétriques de l'aorte, utilisés par la méthode de recalage ITD.

Enfin cette chaîne globale a permis de superposer des informations anatomiques de la dissection aortique telles que flap, chenaux et portes d'entrée, en un temps raisonnable ; elle peut donc être considérée comme un réel prototype de visualisation augmentée pour le traitement endovasculaire de la dissection aortique.

Comme perspectives, nous envisageons d'améliorer notre technique de recalage, principalement en proposant de nouveaux descripteurs pour l'aorte. Contrairement aux ITD existants définis pour les images binaires, ils pour-

ront exploiter les niveaux de gris des images originales. Nous considérerons par la suite, la possibilité d'utiliser les caractéristiques spatiales du tronc artériel TABC afin d'améliorer l'exactitude de la pose d'aorte. Une extension du modèle d'enveloppe tubulaire (appelée enveloppe vasculaire) permettra d'exprimer la géométrie des artères connectées à l'aorte, en plus de la forme générale du vaisseau.

L'amélioration de la précision des descripteurs permettra également d'obtenir des résultats plus fins du recalage d'images.

Au niveau de la chaîne de recalage, la perspective la plus importante est de mettre en œuvre une étape de recalage non-rigide. L'enveloppe tubulaire servira ainsi comme modèle paramétrique de l'aorte, exprimant les déformations du vaisseau par les déplacements des nœuds dans le plan de la projection. Le grand défi pour cette approche réside en la définition de la transformation de référence, pour comparer et valoriser les résultats obtenus.

D'autres problèmes intéressants à aborder à moyen terme concernent la construction automatique du modèle d'aorte (pour l'instant, l'enveloppe tubulaire est définie de façon interactive), la segmentation de la séquence d'angiographie et l'optimisation des algorithmes développés, par exemple avec une implémentation sur GPU.

Le framework de la mise en correspondance 3D/2D pourrait également être étendu afin de proposer un recalage de données temporelles, durant lequel l'aorte 3D issue du scanner CT suivrait les mouvements visibles sur l'angiographie. Cependant, ce travail nécessite d'autres sources de données, notamment des séquences d'images 3D (de modalité IRM), afin d'étudier le mouvement tridimensionnel du vaisseau et de le synchroniser avec la fluoroscopie.

À long terme, nos travaux pourraient être exploités dans le contexte du traitement d'autres pathologies aortiques, telles que les procédures TAVI (remplacement de la valve aortique par techniques endovasculaires), ou la prise en charge d'anévrismes. Le recalage 3D/2D devrait faciliter la détection des instruments cliniques, guides, prothèses introduits dans le vaisseau, afin d'être par la suite rétro-projetés sur les images 3D. La possibilité de superviser ces objets en temps réel dans l'environnement tridimensionnel devrait accroître la qualité de visualisation en cours de traitement des maladies aortiques.

Bibliographie

- [1] AGIN, G. J., AND BINFORD, T. O. Computer description of curved objects. *IEEE Transactions on Computers* 100, 4 (1976), 439–449.
- [2] AL-MAYAH, A., MOSELEY, J., AND BROCK, K. Contact surface and material nonlinearity modeling of human lungs. *Physics in Medicine and Biology* 53, 1 (2008), 305–317.
- [3] ANTONIOU, G., RIGA, C., E.K., M., CHESHIRE, N., AND BICKNELL, C. Clinical applications of robotic technology in vascular and endovascular surgery. *Journal of Vascular Surgery*, 53 (2011), 493–499.
- [4] AOUADI, S. *Recalage 3D/2D d'objets à partir de l'Intensité des rayons X. Application à la migration des prothèses totales de hanche*. PhD thesis, Université d'Auvergne Clermont-Ferrand 1, 2007.
- [5] AOUADI, S., AND SARRY, L. Accurate and precise 2D-3D registration based on X-ray intensity. *Computer Vision and Image Understanding* 110 (2008), 134–151.
- [6] ARAD, N., DYN, N., REISFELD, D., AND YESHURUN, Y. Warping by radial basis functions : application to facial expressions. In *CVGIP Graph. Models Image Process.* (1994), vol. 56, pp. 161–172.
- [7] ARSIGNY, V., COMMOWICK, O., AYACHE, N., AND PENNEC, X. A fast and log-euclidean polyaffine framework for locally linear registration. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 33 (2009), 222–238.
- [8] AU, S., KO, K., TSANG, J., AND CHAN, Y. C. Robotic endovascular surgery. In *Asian Cardiovascular and Thoracic Annals* (2014), vol. 22, pp. 110–114.
- [9] AVANTS, B., EPSTEIN, C., GROSSMAN, M., AND GEE, J. Symmetric diffeomorphic image registration with cross-correlation : evaluating automated labeling of elderly and neurodegenerative brain. *Medical Image Analysis* 12 (2008), 26–41.
- [10] BAJSCY, R., AND KOVACIC, S. Multiresolution elastic matching. *Computer Vision, Graphics and Image Processing* 46 (1989), 1–21.
- [11] BAKA, N., METZ, C., SCHULTZ, C., NEEFJES, L., VAN GEUNS, R., LELIEVELDT, B., NIESSEN, W., VAN WALSUM, T., AND DE BRUIJNE,

- M. Statistical coronary motion models for 2D + t/3D registration of X-ray coronary angiography and CTA. *Medical Image Analysis 17* (2013), 698–709.
- [12] BESL, P. J., AND MCKAY, N. D. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 14*, 2 (1992), 239–256.
- [13] BEUTHIEN, B., KAMEN, A., AND FISCHER, B. Recursive Green’s function registration. In *MICCAI’10 : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (2010), pp. 546–553.
- [14] BIESDORF, A., ROHR, K., FENG, D., VON TENGG-KOBLIGK, H., RENGIER, F., BÖCKLER, D., KAUCZOR, H.-U., AND WÖRZ, S. Segmentation and quantification of the aortic arch using joint 3D model-based segmentation and elastic image registration. *Medical Image Analysis 16* (2012), 1187–1201.
- [15] BIESDORF, A., WÖRZ, S., KAISER, H.-J., AND ROHR, K. Hybrid spline-based multimodal registration using a local measure for mutual information. In *Bildverarbeitung für die Medizin*. Springer, 2009, pp. 127–131.
- [16] BISTOQUET, A., OSHINSKI, J., AND SKRINJAR, O. Myocardial deformation recovery from cine mri using a nearly incompressible biventricular model. *Medical Image Analysis 12* (2008), 69–85.
- [17] BOOKSTEIN, F. Principal warps : thin-plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE : Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 11* (1989), 567–585.
- [18] BROIT, C. *Optimal Registration of Deformed Images*. PhD thesis, University of Pennsylvania, 1981.
- [19] BROWN, L. G. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys 24*, 4 (1992).
- [20] BUHMANN, M. A new class of radial basis functions with compact support. *Mathematics of Computation 70* (2000), 307–318.
- [21] BUTZ, T., AND THIRAN, J.-P. Affine registration with feature space mutual information. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (2001), Springer, pp. 549–556.
- [22] CAHILL, N. D., SCHNABEL, J. A., NOBLE, J. A., AND HAWKES, D. J. Revisiting overlap invariance in medical image alignment.
- [23] CAMARA, O., DELSO, G., COLLIOT, O., MORENO-INGELMO, A., AND BLOCH, I. Explicit incorporation of prior anatomical information into a nonrigid registration of thoracic and abdominal CT and 18-FDG whole-body emission PET images. *IEEE Transactions on Medical Imaging 26*, 2 (2007), 164–178.

- [24] CASTRO, M. *Navigation endovasculaire augmentée : Mise en correspondance d'images pré- et peropératoires*. PhD thesis, Université de Rennes 1, 2010.
- [25] CHANDRASHEKARA, R. *Analysis of Cardiac Motion Using MRI and Nonrigid Image Registration*. PhD thesis, University of London, 2004.
- [26] CHENG, D., MARTIN, J., SHENNIB, H., DUNNING, J., MUNERETTO, C., SCHUELER, S., VON SEGESSER, L., SERGEANT, P., AND TURINA, M. Endovascular aortic repair versus open surgical repair for descending thoracic aortic disease. *Journal of the American College of Cardiology* 55, 10 (2010).
- [27] CHRISTENSEN, G., AND JOHNSON, H. Consistent image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 20 (2001), 568–582.
- [28] CHRISTENSEN, G., JOSHI, S., AND MILLER, M. Volumetric transformation of brain anatomy. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 16 (1997), 864–877.
- [29] CHRISTENSEN, G., RABBITT, R., AND MILLER, M. Deformable templates using large deformation kinematics. *IEEE transactions on image processing* 5 (1996), 1435–1447.
- [30] CHUI, H., WIN, L., SCHULTZ, R., DUNCAN, J., AND RANGARAJAN, A. A unified non-rigid feature registration method for brain mapping. *IEEE Transactions on Medical Image Analysis* 7 (2003), 113–130.
- [31] CHUN, S., AND FESSLER, J. Regularized method for topology-preserving smooth nonrigid image registration using B-spline basis. In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano To Macro* (2008), IEEE, Ed., pp. 1099–1102.
- [32] COMMOWICK, O., ARSIGNY, V., ISAMBERT, A., COSTA, J., DHERMAIN, F., BIDAULT, F., BONDIAU, P., AYACHE, N., AND MALANDAIN, G. An efficient locally affine framework for the smooth registration of anatomical structures. *Medical Image Analysis* 12 (2008), 427–441.
- [33] COOTES, T., AND TAYLOR, C. A mixture model for representing shape variation. *Image and Vision Computing* 17 (1999), 567–573.
- [34] COOTES, T., TAYLOR, C., COOPER, D., AND GRAHAM, J. Active shape models – their training and application. *Computer Vision and Image Understanding* 61 (1995), 38–59.
- [35] COOTES, T., TWINING, C., PETROVIC, V., BABALOLA, K., AND TAYLOR, C. Computing accurate correspondences across groups of images. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (2010), vol. 32, pp. 1994–2005.
- [36] COQUILLART, S. *Extended free-form deformation : a sculpturing tool for 3D geometric modeling*, vol. 24. ACM, 1990.

- [37] COUET, J. *Recalage rigide 3D-2D par intensité pour le traitement percutané des cardiopathies congénitales*. PhD thesis, École de Technologie Supérieure Université du Québec, 2012.
- [38] CYR, C. M., KAMAL, A. F., SEBASTIAN, T. B., AND KIMIA, B. B. 2D-3D registration based on shape matching. In *MMBIA'00 - IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis* (2000), IEEE, Ed., pp. 198–203.
- [39] DAUGUET, J., HERARD, A., DECLERCK, J., AND DELZESCAUX, T. Locally constrained cubic B-spline deformations to control volume variations. In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro* (2009), IEEE, Ed., pp. 983–986.
- [40] DEMIRCI, S., BAUST, M., KUTTER, O., MANSTAD-HULAAS, F., ECKSTEIN, H.-H., AND NAVAB, N. Disocclusion-based 2D-3D registration for aortic interventions. *Computers in Biology and Medicine* 43 (2013), 312–322.
- [41] DENNIS, D. A., MAHFOUZ, M. R., KOMISTEK, R. D., AND HOFF, W. In vivo determination of normal and anterior cruciate ligament-deficient knee kinematics. *Journal of Biomechanics* 38, 2 (2005), 241–253.
- [42] DEY, J., AND NAPEL, S. Targeted 2D/3D registration using ray normalization and a hybrid optimizer. *Medical physics* 33, 12 (2006), 4730–4738.
- [43] DMOWSKI, A. T., AND CAREY, M. J. Aortic dissection. *The American Journal of Emergency Medicine* 17, 4 (1999), 372–375.
- [44] DROSKE, M., AND RUMPF, M. A variational approach to nonrigid morphological image registration. *SIAM Journal on Applied Mathematics* 64, 2 (2004), 668–687.
- [45] FISCHER, B., AND MODERSITZKI, J. Curvature based image registration. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 18 (2003), 81–85.
- [46] FITZGIBBON, A. Robust registration of 2D and 3D point sets. *IEEE Transactions on Image and Vision Computing* 21 (2003), 1145–1153.
- [47] FLORIN, C., WILLIAMS, J., KHAMENE, A., AND PARAGIOS, N. Registration of 3D angiographic and X-ray images using sequential Monte Carlo sampling. In *Computer Vision for Biomedical Image Applications*. Springer, 2005, pp. 427–436.
- [48] FLUCK, O., VETTER, C., WEIN, W., KAMEN, A., PREIM, B., AND WESTERMANN, R. A survey of medical image registration on graphics hardware. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 104 (2011), e45–e57.
- [49] FONTANILLA ARRANZ, P., RODRÍGUEZ VILA, B., DORE, A., SETTE, M., SÁNCHEZ GONZÁLEZ, P., VANDER SLOTEN, J., AND GÓMEZ AGUILERA, E. J. Automatic generation of real-time deformable

- parametric model of the aorta for a VR-based catheterism guidance system. *Computer Assisted Radiology and Surgery* (2012).
- [50] FORNEFETT, M., ROHR, K., AND STIEHL, H. Radial basis functions with compact support for elastic registration of medical images. *Image and Vision Computing* 19 (2001), 87–96.
 - [51] FRANGI, A. F., NIESSEN, W. J., VINCKEN, K. L., AND VIERGEVER, M. A. Multiscale vessel enhancement filtering. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI’98*. Springer, 1998, pp. 130–137.
 - [52] FREIMAN, M., PELE, O., HURVITZ, A., WERMAN, M., AND JOSKOWICZ, L. Spectral-based 2D/3D X-ray to CT image rigid registration. In *Medical Imaging 2011 : Visualization, Image-Guided Procedures and Modeling* (2011), SPIE, Ed., vol. 7964.
 - [53] FRIEL, J. J. *Practical guide to image analysis*. ASM international, 2000.
 - [54] FU, D., AND KUDUVALLI, G. A fast, accurate, and automatic 2d-3d image registration for image-guided cranial radiosurgery. *Medical Physics* 35, 5 (2008), 2184–2190.
 - [55] GAN, R., CHUNG, A., AND LIAO, S. Maximum distance-gradient for robust image registration. *Medical image analysis* 12, 4 (2008), 452–468.
 - [56] GEE, J., AND BAJCSY, R. Elastic matching : Continuum mechanical and probabilistic analysis. *Brain Warping* 2 (1999).
 - [57] GIBSON, E., KHAN, A. R., AND BEG, M. F. A combined surface and volumetric registration (SAVOR) framework to study cortical biomarkers and volumetric imaging data. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2009, pp. 713–720.
 - [58] GLOCKER, B., KOMODAKIS, N., NAVAB, N., TZIRITAS, G., AND PARAGIOS, N. Dense registration with deformation priors. In *IPMI’09 : Information Processing in Medical Imaging* (2009), vol. 21, pp. 540–551.
 - [59] GOLLEDGE, J., AND EAGLE, K. A. Acute aortic dissection. *Lancet* 372, 9632 (2008), 55–66.
 - [60] GOPE, C., AND KEHTARNAVAZ, N. Affine invariant comparison of point-sets using convex hulls and Hausdorff distances. *IEEE Transactions on Pattern Recognition* 40 (2007), 309–320.
 - [61] GREEN, G. R., AND KRON, I. L. *Cardiac Surgery in the Adult*, 3e ed. McGraw-Hill Professional, 2003, ch. 45, pp. 1095–1122.
 - [62] GREIG, D., PORTEOUS, B., AND SEHEULT, A. H. Exact maximum a posteriori estimation for binary images. *Journal of the Royal Statistical Society* (1989), 271–279.

- [63] GROHER, M., ZIKIC, D., AND NAVAB, N. Deformable 2D-3D registration of vascular structures in a one view scenario. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 28, 6 (2009), 847–860.
- [64] GROSS, A. D., AND BOULT, T. E. Recovery of SHGCs from a single intensity view. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 18, 2 (1996), 161–180.
- [65] GUETTER, C., XU, C., SAUER, F., AND HORNEGGER, J. Learning based non-rigid multi-modal image registration using Kullback-Leibler divergence. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2005, pp. 255–262.
- [66] GUIMOND, A., ROCHE, A., AYACHE, N., AND MEUNIER, J. Three-dimensional multimodal brain warping corrections. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 20 (2001), 58–69.
- [67] HABER, E., AND MODERSITZKI, J. Numerical methods for volume preserving image registration. *Inverse Problems* 20 (2004), 1621–1638.
- [68] HABER, E., AND MODERSITZKI, J. Intensity gradient based registration and fusion of multi-modal images. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2006, pp. 726–733.
- [69] HACHAMA, M. *Modèles de recalage classifiant pour l'imagerie médicale*. PhD thesis, Université Paris Descartes, 2008.
- [70] HAMZA, A. B., AND KRIM, H. Image registration and segmentation by maximizing the Jensen-Rényi divergence. In *Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition* (2003), Springer, pp. 147–163.
- [71] HEIKKILA, J. Pattern matching with affine moment descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Recognition* 37 (2004), 1825–1834.
- [72] HELLIER, P., AND BARILLOT, C. Coupling dense and landmark-based approaches for nonrigid registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22, 2 (2003), 217–227.
- [73] HELLIER, P., BARILLOT, C., MÉMIN, E., AND PÉREZ, P. Hierarchical estimation of a dense deformation field for 3-D robust registration. In *IEEE Transactions on Medical Imaging* (2001), vol. 20, pp. 388–402.
- [74] HERMOSILLO, G., CHEFD'HOTEL, C., AND FAUGERAS, O. Variational methods for multimodal image matching. *International Journal of Computer Vision* 50, 3 (2002), 329–343.
- [75] HILL, D. L., BATCHELOR, P. G., HOLDEN, M., AND HAWKES, D. J. Medical image registration. *Physics in Medicine and Biology* 46 (2001), R1–R45.
- [76] HO, J., AND YANG, M. On affine registration of planar point sets using complex numbers. *Computer Vision and Image Understanding* 115 (2011), 50–58.

- [77] HOLDEN, M., GRIFFIN, L. D., SAEED, N., AND HILL, D. L. Multi-channel mutual information using scale space. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2004, pp. 797–804.
- [78] IBÁÑEZ, L., SCHROEDER, W., NG, L., CATES, J., AND THE INSIGHT SOFTWARE CONSORTIUM. *The ITK Software Guide*, 2005.
- [79] JANS, H.-S., SYME, A., RATHEE, S., AND FALLONE, B. 3D interfractional patient position verification using 2D-3D registration of orthogonal images. *Medical physics* 33, 5 (2006), 1420–1439.
- [80] JIAN, B., AND VEMURI, B. Robust point set registration using gaussian mixture models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 33 (2011), 1633–1645.
- [81] JOHNSON, H., AND CHRISTENSEN, G. Landmark and intensity-based, consistent Thin-Plate Spline : Image registration. In *Information Processing in Medical Imaging* (2001), pp. 329–343.
- [82] KALADJI, A., DUMENIL, A., CASTRO, M., CARDON, A., BECQUEMIN, J.-P., B., B.-S., LUCAS, A., AND HAIGRON, P. Prediction of deformations during endovascular aortic aneurysm repair using finite element simulation. In *Computerized Medical Imaging and Graphics* (2013), vol. 37, pp. 142–149.
- [83] KALADJI, A., LUCAS, A., CARDON, A., AND HAIGRON, P. Computer-aided surgery : concepts and applications in vascular surgery. *Perspectives in Vascular Surgery and Endovascular Therapy* 24, 1 (2012), 23–27.
- [84] KARAÇALI, B. Information theoretic deformable registration using local image information. *International Journal of Computer Vision* 72, 3 (2007), 219–237.
- [85] KLEIN, S., STARING, M., AND PLUIM, J. P. Evaluation of optimization methods for nonrigid medical image registration using Mutual Information and B-splines. *IEEE Transactions on Image Processing* 16, 12 (2007), 2879–2890.
- [86] KOBEITER, H., BECQUEMIN, J.-P., RAHMOUNI, A., AND DESGRANGES, P. How accurate is intraoperative overlay imaging? In *Controversies and Updates In Vascular Surgery – CAVP’14* (Paris, 2014).
- [87] KOBEITER, H., NAHUM, J., AND BECQUEMIN, J.-P. Zero-contrast thoracic endovascular aortic repair using image fusion. *Circulation* 124 (2011), e280–e282.
- [88] KOHLRAUSCH, J., ROHR, K., AND STIEHL, H. A new class of elastic body splines for nonrigid registration of medical images. *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 23 (2005), 253–280.

- [89] LAU, K. K., AND CHUNG, A. C. S. A global optimization strategy for 3D-2D registration of vascular images. In *British Machine Vision Conference – BMVC’06*. British Machine Vision Association, 2006, pp. 489–498.
- [90] LEE, W. A., MATSUMURA, J. S., MITCHELL, S., FARBER, M. A., GREENBERG, R. K., AZIZADEH, A., MURAD, M. H., AND FAIRMAN, R. M. Endovascular repair of traumatic thoracic aortic injury : Clinical practice guidelines of the society for vascular surgery. *Journal of Vascular Surgery* 53, 1 (2011), 187–192.
- [91] LEOW, A., HUANG, S., GENG, A., BECKER, J., DAVIS, S., TOGA, A., AND THOMPSON, P. Inverse consistent mapping in 3D deformable image registration : its construction and statistical properties. In *Information Processing in Medical Imaging* (2005), vol. 19, pp. 493–503.
- [92] LI, B. *Mathematical modelling of aortic dissection*. PhD thesis, College of Science and Engineering. University of Glasgow, 2013.
- [93] LI, J., YANG, X., AND YU, J. Compact support Thin Plate Spline algorithm. *Journal of Electronics (China)* 24 (2007), 515–522.
- [94] LIAO, R., SUN, Y., YATZIV, L., AND XU, C. Registration of CT volumes with fluoroscopic images, 2012.
- [95] LIU, J., VEMURI, B., AND MARROQUIN, J. Local frequency representations for robust multimodal image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 21 (2002), 462–469.
- [96] LOECKX, D., MAES, F., VANDERMEULEN, D., AND SUETENS, P. Nonrigid image registration using free-form deformations with a local rigidity constraint. In *MICCAI’04 : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (2004), pp. 639–646.
- [97] LOECKX, D., SLAGMOLEN, P., MAES, F., VANDERMEULEN, D., AND SUETENS, P. Nonrigid image registration using conditional mutual information. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 29, 1 (2010), 19–29.
- [98] LOHOU, C., FETNACI, N., ŁUBNIEWSKI, P., MIGUEL, B., CHABROT, P., AND SARRY, L. Intimal flap segmentation on CTA aortic dissection images based on mathematical morphology. In *6th IEEE International Conference on BioMedical Engineering and Informatics* (Hangzhou, China, 2013), pp. 144–148.
- [99] LOHOU, C., AND MIGUEL, B. Detection of the aortic intimal tears by using digital topology. In *SPIE Electronic Imaging* (San Francisco, 2011).
- [100] LORENSEN, W. E., AND CLINE, H. E. Marching cubes : A high resolution 3D surface construction algorithm. In *ACM Siggraph Computer Graphics* (1987), vol. 21, ACM, pp. 163–169.

- [101] LU, H., CATTIN, P. C., NOLTE, L.-P., AND REYES, M. Diffusion weighted imaging distortion correction using hybrid multimodal image registration. In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro* (2011), pp. 594–597.
- [102] LU, Q., FENG, J., ZHOU, J., ZHAO, Z., BAO, J., FENG, R., YUAN, L., FENG, X., QU, L., PEI, Y., MEI, Z., AND JING, Z. Endovascular repair of ascending aortic dissection. *Journal of the American College of Cardiology* 61, 18 (2013), 1917–1924.
- [103] LU, Y., SUN, Y., LIAO, R., AND ONG, S. H. Registration of pre-operative CT and non-contrast-enhanced C-arm CT : An application to trans-catheter Aortic Valve Implantation (TAVI).
- [104] MAES, F., COLLIGNON, A., VANDERMEULEN, D., MARCHAL, G., AND SUETENS, P. Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 16, 2 (1997), 187–198.
- [105] MAHFOUZ, M. R., HOFF, W. A., KOMISTEK, R. D., AND DENNIS, D. A. Effect of segmentation errors on 3D-to-2D registration of implant models in X-ray images. *Journal of biomechanics* 38, 2 (2005), 229–239.
- [106] MAINTZ, J. A., VAN DEN ELSEN, P. A., AND VIERGEVER, M. A. 3D multimodality medical image registration using morphological tools. *Image and vision computing* 19, 1 (2001), 53–62.
- [107] MAINTZ, J. B. A., AND VIERGEVER, M. A. A survey of medical image registration. *Medical Image Analysis* 2 (1998), 1–37.
- [108] MARKELJ, P., TOMAŽEVIČ, D., LIKAR, B., AND PERNUŠ, F. A review of 3D/2D registration methods for image-guided interventions. *Medical Image Analysis* 16, 3 (2012), 642–661.
- [109] MARSLAND, S., AND TWINING, C. Constructing diffeomorphic representations for the groupwise analysis of nonrigid registrations of medical images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 23 (2004), 1006–1020.
- [110] MARSLAND, S., TWINING, C., AND TAYLOR, C. Groupwise non-rigid registration using polyharmonic clamped-plate splines. In *MICCAI'03 : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (2003), Springer, Ed., pp. 771–779.
- [111] METCALFE, M. J., KARTHIKESALINGAM, A., BLACK, S. A., LOFTUS, I. M., MORGAN, R., AND THOMPSON, M. M. The first endovascular repair of an acute type A dissection using an endograft designed for the ascending aorta. *Journal of Vascular Surgery* 55, 1 (2012), 220–222.
- [112] METZ, C. T. *Digitally Reconstructed Radiographs*. Utrecht University Nucletron b.v. Veenendaal, 2005.

- [113] MIAO, S., LIAO, R., AND ZHENG, Y. A hybrid method for 2-D/3-D registration between 3-D volumes and 2-D angiography for trans-catheter aortic valve implantation (TAVI). In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging* (2011).
- [114] MIAO, S., LUCAS, J., AND LIAO, R. Automatic pose initialization for accurate 2-D/3-D registration applied to abdominal aortic aneurysm endovascular repair, 2013.
- [115] MILLER, M. I., TROUVÉ, A., AND YOUNES, L. On the metrics and Euler-Lagrange equations of computational anatomy. *Annual Review of Biomedical Engineering* 4 (2002), 375–405.
- [116] MODAT, M., RIDGWAY, G., TAYLOR, Z., LEHMANN, M., BARNES, J., HAWKES, D., FOX, N., AND OURSELIN, S. Fast free-form deformation using graphics processing units. In *MICCAI'08 : Computer Methods and Programs in Biomedicine* (2010), vol. 98, pp. 278–284.
- [117] MODERSITZKI, J. *Numerical Methods for Image Registration*. Oxford University Press, 2004.
- [118] MODERSITZKI, J. FLIRT with rigidity – image registration with a local non-rigidity penalty. *International Journal of Computer Vision* 76 (2007), 153–163.
- [119] MOIREAU, P., CHAPELLE, D., AND TALLEC, P. Joint state and parameter estimation for distributed mechanical systems. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering* 197 (2008), 659–677.
- [120] MOULAKAKIS, K. G., MYLONAS, S. N., AVGERINOS, E., PAPAPE-TROU, A., KAKISIS, J. D., BROUNTZOS, E. N., AND LIAPIS, C. D. The chimney graft technique for preserving visceral vessels during endovascular treatment of aortic pathologies. *Journal of Vascular Surgery* 55, 5 (2012), 1497–1503.
- [121] MUNBODH, R., TAGARE, H. D., CHEN, Z., JAFFRAY, D. A., MOSELEY, D. J., KNISELY, J. P., AND DUNCAN, J. S. 2D-3D registration for prostate radiation therapy based on a statistical model of transmission images. *Medical physics* 36, 10 (2009), 4555–4568.
- [122] MYRONENKO, A., AND SONG, X. Point set registration : coherent point drift. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 32 (2010), 2262–2275.
- [123] NARAYANAN, R., FESSLER, J., PARK, H., AND MEYERL, C. Diffeomorphic nonlinear transformations : a local parametric approach for image registration. *Information Processing in Medical Imaging* 19 (2005), 174–185.
- [124] NEEMUCHWALA, H., HERO, A., AND CARSON, P. Image registration using entropic graph-matching criteria. In *Thirty-Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers* (2002), vol. 1, IEEE, pp. 134–138.

- [125] NOBLET, V., HEINRICH, C., HEITZ, F., AND ARMSPACH, J. Symmetric nonrigid image registration : application to average brain templates construction. In *MICCAI '08 : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (2008), no. 2, pp. 897–904.
- [126] ODILLE, F., STEEDEN, J. A., MUTHURANGU, V., AND ATKINSON, D. Automatic segmentation propagation of the aorta in Real-Time Phase Contrast MRI using nonrigid registration. *Journal of Magnetic Resonance Imaging* 33 (2011), 232–238.
- [127] OU, Y., SOTIRAS, A., PARAGIOS, N., AND DAVATZIKOS, C. DRAMMS : Deformable registration via attribute matching and mutual-saliency weighting. *IEEE Transactions on Medical Image Analysis* 15 (2010), 622–639.
- [128] PAPADEMETRIS, X., JACKOWSKI, A. P., SCHULTZ, R. T., STAIB, L. H., AND DUNCAN, J. S. Integrated intensity and point-feature nonrigid registration. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2004, pp. 763–770.
- [129] PAPADEMETRIS, X., SINUSAS, A., DIONE, D., CONSTABLE, R., AND DUNCAN, J. Estimation of 3-D left ventricular deformation from medical images using biomechanical models. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 21 (2002), 786–800.
- [130] PAQUIN, D., LEVY, D., AND XING, L. Hybrid multiscale landmark and deformable image registration. *Mathematical Biosciences and Engineering* 4 (2007), 711–737.
- [131] PEARL, J. *Probabilistic reasoning in intelligent systems : networks of plausible inference*. Morgan Kaufmann, 1988.
- [132] PENNEC, X., STEFANESCU, R., ARSIGNY, V., FILLARD, P., AND AYACHE, N. Riemannian elasticity : a statistical regularization framework for non-linear registration. In *MICCAI'05 : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (2005), vol. 2, pp. 943–950.
- [133] PENNEY, G., EDWARDS, P., KING, A., BLACKALL, J., BATCHLOR, P., AND HAWKES, D. A stochastic iterative closest point algorithm (stochastICP). In *MICCAI'01 : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (2001), Springer, Ed., pp. 762–769.
- [134] PENNEY, G. P., WEESE, J., LITTLE, J. A., DESMEDT, P., HILL, D. L., AND HAWKES, D. J. A comparison of similarity measures for use in 2-D–3-D medical image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 17, 4 (1998), 586–595.
- [135] PÉRIARD, D., FOLLY, A., REY MEYER, M.-A., GAUTIER, E., KRIEG, M.-A., AND HAYOZ, D. Calcification des grandes artères et risque de fracture ostéoporotique. *Médecine interne générale* 271, 41 (2010), 2200–2203.

- [136] PETITJEAN, C. *Recalage non rigide d'images par approches variationnelles statistiques. Application à l'analyse et à la modélisation de la fonction myocardique en IRM*. PhD thesis, Université René Descartes Paris 5, 2003.
- [137] PHAM, M. H., RAHME, R. J., ARNAOUT, O., HURLEY, M. C., BERNSTEIN, R. A., BATJER, H. H., AND BENDOK, B. R. Endovascular stenting of extracranial carotid and vertebral artery dissections : A systematic review of the literature. *Neurosurgery* 68, 4 (2011), 856–866.
- [138] PHATAK, N., MAAS, S., VERESS, A., PACK, N., BELLA, E., AND WEISS, J. Strain measurement in the left ventricle during systole with deformable image registration. *Medical Image Analysis* 13 (2009), 354–361.
- [139] PIETRZYK, U., KARLHERHOLZ, G., AND ANDREASJACOBS, R. Image registration : Validation for pet, spect, mri and ct brain studies. *Journal of Nuclear Medicine* 35, 12 (1994), 2011–2018.
- [140] PITIOT, A., BARDINET, E., THOMPSON, P., AND MALANDAIN, G. Piecewise affine registration of biological images for volume reconstruction. *Medical Image Analysis* 10 (2006), 465–483.
- [141] PLUIM, J. P., MAINTZ, J. A., AND VIERGEVER, M. A. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2000* (2000), Springer, pp. 452–461.
- [142] PLUIM, J. P., MAINTZ, J. A., AND VIERGEVER, M. A. f -information measures in medical image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 23, 12 (2004), 1508–1516.
- [143] PLUIM, J. P. W., MAINTZ, J. B. A., AND VIERGEVER, M. A. Mutual information based registration of medical images : a survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22, 8 (2003).
- [144] POSTELNICU, G., ZOLLEI, L., AND FISCHL, B. Combined volumetric and surface registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 28 (2009), 508–522.
- [145] ROCHE, A., MALANDAIN, G., PENNEC, X., AND AYACHE, N. Multimodal image registration by maximization of the correlation ratio. Tech. rep., INRIA Sophia Antipolis, 1998.
- [146] ROHLFING, T., MAURER, C., BLUEMKE, D., AND JACOBS, M. Volume-preserving nonrigid registration of MR breast images using free-form deformation with an incompressibility constraint. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22 (2003), 730–741.
- [147] ROHR, K., STIEHL, H., SPRENGEL, R., BUZUG, T., WEESE, J., AND KUHN, M. Landmark-based elastic registration using approximating

- thin-plate splines. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 20 (2001), 526–534.
- [148] RONCHEY, S., SERRAO, E., ALBERTI, V., FAZZINI, S., TRIMARCHI, S., TOLENAAR, J., AND MANGIALARDI, N. Endovascular stenting of the ascending aorta for type a aortic dissections in patients at high risk for open surgery. *European Journal of Vascular and Endovascular Surgery* 45, 5 (2013), 475–480.
- [149] ROUGON, N., PETITJEAN, C., AND PRETEUX, F. Recalage variationnel non rigide d’images par f -information exclusive. In *19e Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA’03* (2003), Groupe d’Etudes du Traitement du Signal et des Images.
- [150] RUECKERT, D., CLARKSON, M., HILL, D., AND HAWKES, D. Non-rigid registration using higher-order mutual information. In *Proceedings of SPIE* (2000), vol. 3979, pp. 438–447.
- [151] RUIJTERS, D., TER HAAR ROMENY, B. M., AND SUETENS, P. Vesselness-based 2D-3D registration of the coronary arteries. In *CARS 2009 : International Journal* (2009).
- [152] RUSSAKOFF, D. B., TOMASI, C., ROHLFING, T., AND MAURER JR, C. R. Image similarity using mutual information of regions. In *Computer Vision-ECCV 2004*. Springer, 2004, pp. 596–607.
- [153] RYLSKI, B., BLANKE, P., BEYERSDORF, F., DESAI, N. D., MILEWSKI, R. K., SIEPE, M., KARI, F. A., CZERNY, M., CARREL, T., SCHLENSAK, C., KRÜGER, T., MACK, M. J., BRINKMAN, W. T., MOHR, F. W., ETZ, C. D., LUEHR, M., AND BAVARIA, J. E. How does the ascending aorta geometry change when it dissects? *Journal of the American College of Cardiology* 63, 13 (2014).
- [154] SABUNCU, M. R., AND RAMADGE, P. Using spanning graphs for efficient image registration. *IEEE Transactions on Image Processing* 17, 5 (2008), 788–797.
- [155] SABUNCU, M. R., AND RAMADGE, P. J. Spatial information in entropy-based image registration. In *Biomedical Image Registration*. Springer, 2003, pp. 132–141.
- [156] SALVI, J., MATABOSCH, C., FOFI, D., AND FOREST, J. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation. *Image and Vision Computing* 25, 5 (2006), 578–596.
- [157] SANTAMARÍA, J., CORDÓN, O., AND DAMAS, S. A comparative study of state-of-the-art evolutionary image registration methods for 3D modeling. *Computer Vision and Image Understanding* 115, 9 (2011), 1340–1354.
- [158] SARRUT, D. *Recalage multimodal et plate-forme d’imagerie médicale à accès distant*. PhD thesis, Université Lumière Lyon 2, 2000.

- [159] SERMESANT, M., FOREST, C., PENNEC, X., DELINGETTE, H., AND AYACHE, N. Deformable biomechanical models : Application to 4D cardiac image analysis. *Medical Image Analysis* 7 (2003), 475–488.
- [160] SHARP, G., LEE, S., AND WEHE, D. ICP registration using invariant features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24 (2002), 90–102.
- [161] SHEN, D. Image registration by local histogram matching. *IEEE transactions on Pattern Recognition* 40 (2007), 1161–1172.
- [162] SHEN, D., AND DAVATZIKOS, C. HAMMER : hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 21 (2002), 1421–1439.
- [163] SOTIRAS, A., DAVATZIKOS, C., AND PARAGIOS, N. Deformable medical image registration : A survey. Tech. rep., Project-Team GALEN, 2012.
- [164] SOTIRAS, A., AND PARAGIOS, N. Discrete symmetric image registration. In *2012 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)* (2012), pp. 342–345.
- [165] STEININGER, P., M., N., AND SCHUBERT, R. An extended ITK-based framework for intensity-based 2D/3D-registration. Tech. rep., Institute for Biomedical Image Analysis (IBIA), University for Health Sciences, Medical Informatics and Technology (UMIT), Hall in Tyrol, Austria, 2009.
- [166] STEWART, C., TSAI, C., AND ROYSAM, B. The dual-bootstrap iterative closest point algorithm with application to retinal image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22 (2003), 1379–1394.
- [167] STUDHOLME, C., DRAPACA, C., IORDANOVA, B., AND CARDENAS, V. Deformation-based mapping of volume change from serial brain MRI in the presence of local tissue contrast change. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 25, 5 (2006), 626–639.
- [168] STUDHOLME, C., HILL, D. L., AND HAWKES, D. J. An overlap invariant entropy measure of 3d medical image alignment. *IEEE Transactions on Pattern Recognition* 32, 1 (1999), 71–86.
- [169] STYNER, M., BRECHBUHLER, C., SZCKELY, G., AND GERIG, G. Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 19, 3 (2000), 153–165.
- [170] SUNDAR, H., DAVATZIKOS, C., AND BIROS, G. Biomechanically-constrained 4D estimation of myocardial motion. In *MICCAI 2009 : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (2009), vol. 5762, pp. 257–265.
- [171] SZELISKI, R. *Image Alignment and Stitching : A Tutorial*. Foundation and Trends in Computer Graphics and Vision, 2006.

- [172] TANG, S., FAN, Y., WU, G., KIM, M., AND SHEN, D. Rabbit : Rapid alignment of brains by building intermediate templates. *NeuroImage* 47 (2009), 1277–1287.
- [173] TERZOPOULOS, D., WITKIN, A., AND KASS, M. Constraints on deformable models : Recovering 3D shape and nonrigid motion. *Artificial Intelligence* 36, 1 (1988), 91–123.
- [174] THIRION, J. Image matching as a diffusion process : an analogy with Maxwell’s Demons. *Medical Image Analysis* 2 (1998), 243–260.
- [175] THRUMURTHY, S., KARTHIKESALINGAM, A., PATTERSON, B., HOLT, P., HINCHLIFFE, R., LOFTUS, I., AND THOMPSON, M. M. A systematic review of mid-term outcomes of Thoracic Endovascular Repair (TEVAR) of chronic Type B Aortic Dissection. *European Journal of Vascular and Endovascular Surgery* 42 (2011), 632–647.
- [176] TORRESANI, L., KOLMOGOROV, V., AND ROTHER, C. Feature correspondence via graph matching : Models and global optimization. In *European Conference on Computer Vision 2008* (2008), Springer, Ed., pp. 596–609.
- [177] TRISTÁN-VEGA, A., VEGAS-SÁNCHEZ-FERRERO, G., AND SANTIAGO, A. Local similarity measures for Demons-like registration algorithms. In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro*. (2008), pp. 1087–1090.
- [178] VAN DE KRAATS, E., PENNEY, G., TOMAZEVIC, D., VAN WALSUM, T., AND NIESSEN, W. Standardized evaluation methodology for 2-D–3-D registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 24, 9 (2005), 1177–1189.
- [179] VAN DEN ELSEN, P. A., POL, E.-J. D., AND VIERGEVER, M. A. Medical image matching – a review with classification. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* (1993), 26–39.
- [180] VERESS, A., GULLBERG, G., AND WEISS, J. Measurement of strain in the left ventricle during diastole with Cine-MRI and deformable image registration. *Journal of Biomechanical Engineering* 127 (2005), 1195–1207.
- [181] VERMANDEL, M., BETROUNI, N., GAUVRIT, J.-Y., PASQUIER, D., VASSEUR, C., ROUSSEAU, J., ET AL. Intrinsic 2D/3D registration based on a hybrid approach : use in the radiosurgical imaging process. *Cellular and Molecular Biology* 52, 6 (2006), 44–53.
- [182] VIOLA, P., AND WELLS III, W. M. Alignment by maximization of mutual information. *International Journal of Computer Vision* 24, 2 (1997), 137–154.
- [183] WANG, C., TEBOUL, O., MICHEL, F., ESSAFI, S., AND PARAGIOS, N. 3D knowledge-based segmentation using pose-invariant higher-

- order graphs. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention 2010* (2010), no. 3, pp. 189–196.
- [184] WANG, F., VEMURI, B., RANGARAJAN, A., AND EISENSCHENK, S. Simultaneous nonrigid registration of multiple point sets and atlas construction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 30 (2008), 2011–2022.
- [185] WEIN, W. Intensity based rigid 2D-3D registration algorithms for radiation therapy. Master’s thesis, Technische Universität München Fakultät für Informatik, 2003.
- [186] WERNER, R., EHRHARDT, J., SCHMIDT, R., AND HANDELS, H. Patient-specific finite element modeling of respiratory lung motion using 4D CT image data. *Medical Physics* 36 (2009), 1500–1511.
- [187] WOLAK, A., GRANSAR, H., THOMSON, LOUISE E. J. FRIEDMAN, J. D., HACHAMOVITCH, R., GUTSTEIN, A., SHAW, L. J., POLK, D., WONG, N. D., SAOUAF, R., HAYES, S. W., ROZANSKI, A., SLOMKA, P. J., GERMANO, G., AND BERMAN, D. S. Aortic size assessment by noncontrast cardiac computed tomography : Normal limits by age, gender, and body surface area. *Journal of the American College of Cardiology* 1, 2 (2008).
- [188] WÖRZ, S., AND ROHR, K. Physics-based elastic registration using non-radial basis functions and including landmark localization uncertainties. *Computer Vision and Image Understanding* 111 (2008), 263–274.
- [189] WU, Z. Compactly supported positive definite radial functions. *Advances in Computational Mathematics* 4 (1995), 283–292.
- [190] XUE, Z., SHEN, D., AND DAVATZIKOS, C. Determining correspondence in 3-D MR brain images using attribute vectors as morphological signatures of voxels. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 23 (2004), 1276–1291.
- [191] YANG, X., AND ZHANG, Z. Elastic image deformation using adaptive support radial basic function. In *International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition 2008* (2008), pp. 158–162.
- [192] YOKOYAMA, H., YAMADA, M., DOI, S., FUKUDA, T., MATSUDA, H., YAMADA, S., AND MAKINO, Y. Usefulness of 2D-3D image overlay system ("3D Roadmap") using 3D-MR angiography dataset for endovascular abdominal aortic aneurysm repair. In *European Congress of Radiology* (2013).
- [193] ZHANG, H., YUSHKEVICH, P., ALEXANDER, D., AND GEE, J. Deformable registration of diffusion tensor mr images with explicit orientation optimization. *Medical Image Analysis* 10 (2006), 764–785.

- [194] ZHUANG, X., ARRIDGE, S., HAWKES, D. J., AND OURSELIN, S. A nonrigid registration framework using spatially encoded mutual information and free-form deformations. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 30, 10 (2011), 1819–1828.
- [195] ZITOVÁ, B., AND FLUSSER, J. Image registration methodes : a survey. *Image and Vision Computing* 21 (2003), 977–1000.
- [196] ZÖLLEI, L., GRIMSON, E., NORBASH, A., AND WELLS, W. 2D-3D rigid registration of X-ray fluoroscopy and CT images using mutual information and sparsely sampled histogram estimators. In *Computer Vision and Pattern Recognition* (2001), vol. 2, IEEE, pp. II-696.

Liste d'articles publiés pendant la période de thèse

- [Lohou14] Lohou C., Łubniewski P.J., Pascal G., Courbon J., Paccot F., Boire J.Y., Boyer L., Camilleri L., Cassagnes L., Chabrot P., Miguel B. and Sarry L., “**Planning interventionnel et assistance pour la prise en charge des dissections aortiques**”, *IFSBM*, Villejuif, 2014
- [Lohou13c] Lohou C., Łubniewski P.J., Fetnaci N., Feuillâtre H., Courbon J., Sauvage V., Boire J.-Y., Boyer L., Camilleri L., Cassagnes L., Chabrot P., Miguel B. and Sarry L., “**Interventional planning and assistance for ascending aorta dissections**”, *IRBM*, vol. 34, 2013
- [Fetnaci13b] Fetnaci N., Łubniewski P.J., Miguel B. and Lohou C., “**Indicators for lumens distinction on 3D CT aortic dissection images**”, *Proc. Computer Assisted Radiology and Surgery – CARS’13*, Heidelberg, 2013
- [Lohou13b] Lohou C., Fetnaci N., Łubniewski P.J., Miguel B., Chabrot P., and Sarry L., “**Intimal Flap Segmentation on CTA Aortic Dissection Images Based on Mathematical Morphology**”, *6th IEEE International Conference on BioMedical Engineering and Informatics – BMEI’13*, Hangzhou, China, pp. 144-148, 2013
- [Lohou13a] Lohou C., Łubniewski P.J., Fetnaci N., Sauvage V., Miguel B., Camilleri L. and Sarry L., “**Interventional planning and assistance for ascending aorta dissections**”, *Recherche en Imagerie et Technologies pour la Santé – RITS’13*, Bordeaux, France, 2013
- [Lubniewski13] Łubniewski P.J., Miguel B., Sarry L. and Lohou C., “**3D/2D image registration by image transformation descriptors (ITDs) for thoracic aorta imaging**”, *Proc. SPIE Electronic Imaging, 86500T Three-Dimensional Image Processing and applications – 3DIP’13*, vol. 86500T, San Francisco, CA, 2013
- [Fetnaci13a] Fetnaci N., Łubniewski P.J., Miguel B. and Lohou C., “**3D segmentation of the true and false lumens on CT aortic dissection images**”, *Proc. SPIE Electronic Imaging, 86500M Three-Dimensional Image Processing and Applications – 3DIP’13*, vol. 86500M, San Francisco, CA, 2013
- [Lubniewski12b] Łubniewski P.J., Miguel B., Sarry L. and Lohou C., “**A non-iterative registration method based on image transformation descriptors**”, *5th IEEE International Congress on Image and Signal Processing – CISP’12*, Chongqing, China, 2012
- [Lohou12] Lohou C., Feuillâtre H., Łubniewski P.J., Fetnaci N., Miguel B. and Sarry L., “**Augmented Digitally Reconstructed Radiographs of Aortic Dissection CTA Images**”, *5th IEEE International Conference on BioMedical Engineering and Informatics – BMEI’12*, Chongqing, China, 2012
- [Lubniewski12a] Łubniewski P.J., Miguel B., Sauvage V. and Lohou C., “**Interactive 3D segmentation by tubular envelope model for**

the aorta treatment", *Proc. SPIE Electronic Imaging, 82901F Three-Dimensional Image Processing and Applications – 3DIP'12*, vol. 82901F, San Francisco, CA, 2012