UNIVERSITÉ DE LORRAINE | BIBLIOTHÈQUES UNIVERSITAIRES

AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact bibliothèque : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr
*(Cette adresse ne permet pas de contacter les auteurs)*

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4
Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10
http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php
http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm

UNIVERSITÉ DE LORRAINE

École doctorale IAEM Lorraine

# Reconstruction 3D de micro-outils curvilignes en neuroradiologie interventionnelle

## THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 10 novembre 2017

pour l'obtention du

**Doctorat de l'Université de Lorraine**

**(mention informatique)**

par

Charlotte Delmas

**Composition du jury**

| | | |
|---|---|---|
| *Président :* | René Anxionnat | Professeur, Faculté de médecine, Université de Lorraine |
| *Rapporteurs :* | Pascal Haigron | Professeur, Université de Rennes |
| | Michel Desvignes | Professeur, Grenoble INP GIPSA-LAB |
| *Examinateurs :* | René Anxionnat | Professeur, Faculté de médecine, Université de Lorraine |
| | Elizabeth Lahalle | Professeur adjoint, Centrale-Supélec |
| | Marie-Odile Berger | Directeur de recherche, INRIA Nancy *(Directrice de thèse)* |
| | Erwan Kerrien | Chargé de recherche, INRIA Nancy *(Codirecteur de thèse)* |
| *Invité :* | Cyril Riddell | Docteur Ingénieur, GE Healthcare |

**Laboratoire Lorrain de Recherche en Informatique et ses Applications — UMR 7503**

Mis en page avec la classe thesul.

# Remerciements

Les remerciements.

*A Maxime*

# Table des matières

**Table des figures** **xi**

**Liste des tableaux** **xv**

**Introduction générale** **xvii**

**Chapitre 1**
**Contexte clinique**

1.1 La neuro-radiologie interventionnelle . . . 1
1.2 Traitements des malformations artérioveineuses et fistules . . . 1
1.3 Traitements des anévrismes intracrâniens . . . 2
1.4 Besoin en imagerie pour l'aide au traitement . . . 6

**Chapitre 2**
**Segmentation du guide pour la reconstruction 3D**

2.1 Introduction . . . 9
2.2 Contexte . . . 10
2.2.1 Les modes de visualisation fluoroscopiques . . . 10
2.2.1.1 La fluoroscopie . . . 10
2.2.1.2 La fluoroscopie soustraite . . . 11
2.2.1.3 La fluoroscopie de roadmap . . . 11
2.2.1.4 Hypothèse sur le bruit . . . 12
2.2.2 Etat de l'art pour la segmentation d'un guide en fluoroscopie . . . 12
2.2.2.1 Pré-traitements . . . 12
2.2.2.2 Extraction du guide . . . 13
2.2.2.3 Discussion sur la stratégie de segmentation envisagée . . . 14
2.3 Méthode de segmentation d'un guide . . . 15
2.3.1 Soustraction . . . 15
2.3.2 Réduction du bruit par diffusion tensorielle . . . 15
2.3.2.1 Filtrage par diffusion . . . 15
2.3.2.2 Diffusion scalaire de Perona et Malik . . . 16
2.3.2.3 Diffusion tensorielle de Weickert . . . 17
2.3.2.4 Diffusion adaptative pour un guide . . . 18

2.3.2.5 Paramétrisation . . . 20
2.3.3 Extraction du micro-guide dans une image filtrée . . . 21
2.3.3.1 Seuillage . . . 21
2.3.3.2 Élagage des composantes superflues . . . 22
2.3.4 Optimisation des paramètres . . . 22
2.3.4.1 Génération des images de synthèse . . . 22
2.3.4.2 Optimisation du paramétrage du filtre de diffusion . . . 23
2.3.4.3 Optimisation du seuil de segmentation . . . 24
2.4 Expériences . . . 26
2.4.1 Critères d'évaluation . . . 26
2.4.1.1 Les métriques d'évaluation . . . 26
2.4.1.2 Fiabilité de la vérité terrain . . . 29
2.4.2 Description des jeux de données . . . 29
2.4.2.1 Données fantôme . . . 29
2.4.2.2 Données cliniques . . . 29
2.4.3 Paramétrage de l'algorithme de segmentation . . . 31
2.5 Résultats . . . 32
2.5.1 Résultats sur données fantôme . . . 32
2.5.2 Résultats sur données cliniques . . . 32
2.5.2.1 Résultats globaux . . . 32
2.5.2.2 Dépendance à la pathologie . . . 34
2.5.2.3 Rôle de l'exposition . . . 34
2.5.2.4 Influence de la soustraction . . . 34
2.5.2.5 Analyse qualitative . . . 35
2.6 Discussion . . . 36

**Chapitre 3**
**Reconstruction de courbes en stéréovision**

3.1 Introduction . . . 39
3.2 Géométrie d'un système stéréoscopique . . . 40
3.2.1 Le modèle de caméra . . . 40
3.2.2 La géométrie épipolaire . . . 42
3.2.3 Rectification d'une paire d'images . . . 43
3.2.4 Reconstruction d'un point 3D par triangulation et sources d'erreurs . . . 44
3.3 Reconstruction stéréo classique . . . 45
3.3.1 Présentation des contraintes classiques . . . 46
3.3.1.1 La contrainte épipolaire . . . 47
3.3.1.2 Les contraintes d'élagage . . . 47
3.3.1.3 Les contraintes globales . . . 48
3.3.2 Mise en œuvre globale des contraintes . . . 50
3.3.2.1 Résolution par programmation dynamique . . . 51
3.3.2.2 Résolution par graph-cuts . . . 51

3.3.2.3 Résolution par relaxation . . . 52
3.3.3 Discussion . . . 52
3.4 Reconstruction 3D de courbes . . . 53
3.4.1 Considérations sur la reconstruction stéréoscopique d'une courbe 3D non planaire . . . 54
3.4.1.1 Aspects géométriques . . . 55
3.4.1.2 Aspects images . . . 55
3.4.2 Représentations d'une courbe dans les images . . . 56
3.4.3 Présentation des contraintes spécifiques aux courbes . . . 57
3.4.3.1 Contraintes relatives à un point contour . . . 57
3.4.3.2 Contraintes pour les fragments de courbe . . . 59
3.4.3.3 Contraintes relatives à une courbe globale . . . 61
3.4.4 Mise en œuvre des contraintes pour la reconstruction de courbes 3D . . . 62
3.4.4.1 À partir d'un ensemble de points . . . 63
3.4.4.2 À partir d'un ensemble de fragments de courbes . . . 64
3.4.4.3 À partir d'une courbe 2D paramétrée . . . 67
3.4.4.4 Par raffinement d'un modèle de courbe global 3D . . . 69
3.4.5 Intégration d'une contrainte spatio-temporelle . . . 70
3.5 Discussion . . . 71

**Chapitre 4**
**Reconstruction 3D d'un micro-outil curviligne à partir de deux projections fluoroscopiques**

4.1 Introduction . . . 73
4.2 Méthode . . . 75
4.2.1 Pré-traitements pour la formation d'hypothèses de correspondance . . . 75
4.2.1.1 Découpage des projections segmentées en bandes épipolaires . . . 75
4.2.1.2 Implémentation et considérations pratiques . . . 76
4.2.1.3 Reconstruction des fragments de courbe 3D . . . 77
4.2.2 Vue d'ensemble de la méthode de reconstruction . . . 79
4.2.3 Construction du graphe des hypothèses . . . 82
4.2.3.1 Prise en compte de la contrainte d'unicité d'appariement . . . 85
4.2.3.2 Relâchement de la contrainte d'unicité d'appariement . . . 86
4.2.3.3 Pondération des arêtes du graphe . . . 88
4.2.3.4 Prise en compte de la longueur des fragments de courbe 3D . . . 89
4.2.4 Recherche d'un support de la courbe 3D dans un graphe . . . 89
4.2.4.1 Extraction des sous-ensembles d'hypothèses compatibles . . . 90
4.2.4.2 Construction du support d'une courbe 3D lisse . . . 91
4.2.4.3 Reconstruction du support de la courbe 3D globale . . . 92
4.2.5 Considérations combinatoires . . . 92
4.2.5.1 Combinatoire associée au problème non contraint . . . 92
4.2.5.2 Impact des hypothèses fiables sur la combinatoire . . . 92
4.2.5.3 Impact de la contrainte d'unicité sur la combinatoire . . . 93

4.2.5.4 Combinatoire du problème contraint . . . 93
4.3 Evaluation . . . 94
4.3.1 Descriptions des jeux de données et vérité terrain . . . 94
4.3.2 Les critères d'évaluation . . . 95
4.3.3 Les paramètres . . . 97
4.4 Résultats . . . 98
4.4.1 Résultats sur les données simulées . . . 98
4.4.2 Résultats sur les données fantôme . . . 107
4.4.3 Résultats sur les données cliniques . . . 109
4.4.3.1 Cas du micro-guide . . . 109
4.4.3.2 Cas du micro-coil . . . 120
4.5 Discussion . . . 120
4.5.1 Applications cliniques . . . 120
4.5.2 Robustesse . . . 121
4.5.3 Améliorations . . . 121
4.5.4 Limitations . . . 122

**Chapitre 5**
**Reconstruction d'un micro-coil avec un système biplan**

5.1 Acquisitions tomographiques sur système interventionnel . . . 128
5.1.1 Acquisition tomographique standard . . . 128
5.1.2 Acquisitions rapides . . . 130
5.2 Reconstructions analytiques . . . 130
5.2.1 La transformée de Radon 2D . . . 131
5.2.2 Inversion de la transformée de Radon 2D . . . 132
5.2.3 La transformée rayons X . . . 132
5.2.4 Inversion de la transformée rayons X . . . 133
5.3 Echantillonnage . . . 134
5.3.1 L'échantillonnage radial . . . 134
5.3.2 L'échantillonnage angulaire . . . 135
5.3.3 Reconstruction de données limitées . . . 138
5.4 Reconstructions itératives . . . 138
5.4.1 Discrétisation et critère de fidélité aux mesures . . . 138
5.4.2 Information a priori . . . 139
5.4.2.1 Contrainte de positivité . . . 140
5.4.2.2 Contrainte de parcimonie . . . 140
5.4.2.3 Contrainte de continuité . . . 141
5.4.3 Minimisation . . . 143
5.4.3.1 Le découpage proximal . . . 143
5.4.3.2 Opérateurs proximaux des contraintes . . . 143
5.5 Reconstruction d'un micro-coil . . . 146
5.5.1 Discrétisation . . . 146

5.5.2 Algorithme mis en œuvre . . . 146
5.5.3 Expériences . . . 148
5.5.3.1 Paramètres d'acquisition . . . 148
5.5.3.2 Paramètres de reconstruction . . . 148
5.5.3.3 Critères d'évaluation . . . 149
5.5.4 Résultats . . . 150
5.5.4.1 Reconstructions avec contrainte de parcimonie . . . 150
5.5.4.2 Impact du filtrage de diffusion sur les reconstructions . . . 155
5.6 Discussion . . . 156

**Chapitre 6**
**Conclusion**

6.1 Reconstruction 3D du guide : . . . 159
6.1.1 Bilan de la méthode . . . 159
6.1.1.1 Phase de segmentation . . . 159
6.1.1.2 Phase de reconstruction . . . 160
6.1.2 Perspectives . . . 161
6.2 Reconstruction 3D d'un coil : . . . 161
6.2.1 Bilan de la méthode . . . 161
6.2.2 Perspectives . . . 162

**Annexes**

**Annexe A**
**Résultats**

A.1 Segmentation du micro-guide . . . 163

**Bibliographie** **167**

# Table des figures


1 Système biplan d'imagerie par rayons X pour la neuroradiologie interventionelle. . . . . xvii
2 Imagerie par rayons-X des micro-outils . . . . . xviii

1.1 Schéma d'une malformation artério-veineuse (MAV). . . . . 2
1.2 Localisation des anévrismes intra-crâniens. . . . . 3
1.3 Embolisation d'un anévrisme par clipping ou coiling. . . . . 4
1.4 Recanalisation d'un anévrisme. . . . . 4
1.5 Déploiement d'un micro-coil 3D. . . . . 5
1.6 Les différentes forment d'anévrismes rencontrées. . . . . 6
1.7 Autres méthodes de traitement des anévrismes intracrâniens par voie endovasculaire. . . . 6

2.1 Chaîne globale des traitements mis en œuvre pour la segmentation d'un micro-guide. . . . 9
2.2 Les trois modes de visualisation possibles d'un micro-guide. . . . . 10
2.3 Résultat d'une opération de filtrage par diffusion pour quatre tenseurs de diffusion différents. 15
2.4 Filtrage par diffusion linéaire homogène d'une structure curviligne sur fond bruité. . . . . 16
2.5 Filtrage par diffusion non-linéaire non-homogène d'une structure curviligne sur fond bruité. 17
2.6 Filtrage CED d'une structure curviligne sur fond bruité. . . . . 18
2.7 Représentation schématique de la forme d'un tenseur de diffusion. . . . . 19
2.8 Filtrage d'une structure curviligne sur fond bruité avec le modèle de diffusion proposé. . . 20
2.9 Analyse de la mesure de cohérence. . . . . 20
2.10 Images de synthèse d'un micro-guide générées à différents niveaux de bruit. . . . . 22
2.11 Impact des paramètres de diffusion sur la valeur du CNR de l'image filtrée à différrents niveaux de bruit. . . . . 23
2.12 Filtrage selon le choix 1 des images de synthèse générées à différents niveaux de bruit. . . 24
2.13 Filtrage selon le choix 2 des images de synthèse générées à différents niveaux de bruit. . . 25
2.14 Evaluation de la segmentation. . . . . 28
2.15 Illustration d'artéfacts temporels en fluoroscopie. . . . . 30
2.16 Résultat de notre algorithme de segmentation sur données cliniques. . . . . 38

3.1 Géométrie du modèle sténopé et repères. . . . . 41
3.2 La géométrie épipolaire. . . . . 43
3.3 La rectification. . . . . 44
3.4 Erreurs de reconstructions 3D. . . . . 45
3.5 Erreur 3D comme l'intersection de deux cônes dont la base est l'incertitude de détection 2D. 46
3.6 Illustration de la contrainte d'ordre. . . . . 49
3.7 Importance de la cohérence le long des structures curvilignes 3D pour la reconstruction. . 53
3.8 Exemple : reconstruction stéréoscopique d'une courbe en présence d'une boucle. . . . . 54
3.9 Exemple : reconstruction stéréoscopique d'une courbe en présence d'un point de rebroussement. . . . . 54
3.10 Les différents types d'erreurs rencontrés dans les images segmentées. . . . . 55
3.11 Exemple d'une reconstruction bruitée. . . . . 56

3.12 Résultat de la segmentation de la projection d'une courbe 3D présentant un point de rebroussement. . . . 57
3.13 Bi-tangence épipolaire. . . . 58
3.14 Continuité figurale. . . . 60
3.15 Le faisceau épipolaire. . . . 60
3.16 Le découpage épipolaire. . . . 61
3.17 La contrainte de monotonie. . . . 62
3.18 Exemple de reconstruction d'un guide selon la méthode de [Petkovic et al., 2011] . . . . 63
3.19 Difficulté de la reconstruction en présence d'un point de rebroussement. . . . 64
3.20 Exemple de reconstruction de structures curvilignes par la méthode [Li and Zucker, 2006] 65
3.21 Impact du découpage épipolaire sur le résultats de la rétroprojection. . . . 66
3.22 Impact d'une erreur de tangence épipolaire sur une reconstruction 3D avec contrainte de monotonie. . . . 68

4.1 Illustration de la méthode proposée de reconstruction stéréoscopique d'une courbe. . . . 75
4.2 Exemple de découpage d'une paire d'images segmentées en bandes épipolaires. . . . 76
4.3 Exemple de découpage en bandes épipolaires avec préservation de la continuité. . . . 77
4.4 Exemple d'analyse du profil le long d'une ligne de pixels. . . . 77
4.5 Rétroprojection des fragments 2D en fragments de courbe 3D. . . . 80
4.6 Analyse d'un groupe ambigu composé de fragments 3D . . . . 82
4.7 Analyse d'un groupe ambigu composé de fragments 3D . . . . 82
4.8 Exemple de reconstruction stéréoscopique d'une courbe avec notre méthode. . . . 83
4.9 Exemple de reconstruction détaillant les différentes étapes de notre algorithme. . . . 84
4.10 Comparaison des versions (1) et (2) de l'algorithme sur un cas d'école. . . . 87
4.11 Construction des arêtes du graphes. . . . 88
4.12 Éléments de calcul du coût de connexion entre deux fragments 3D. . . . 88
4.13 Simulation de courbes à partir de lignes centrales d'artères menant à une MAV. . . . 95
4.14 Chemin menant à une MAV représenté par une courbe B-spline 3D. . . . 96
4.15 Fantôme vasculaire cérébral. . . . 96
4.16 Histogramme cumulé de la distance moyenne des fragments de courbe 3D des supports sélectionnés à leur courbe 3D de référence respectives. . . . 102
4.17 Histogramme cumulé de la distance moyenne de l'approximation B-spline d'un support sélectionné à la courbe 3D de référence correspondante. . . . 102
4.18 Histogramme cumulé normalisé du nombre de cliques maximales explorées au sein d'un groupe ambigu. . . . 102
4.19 Résulats : cas d'une reconstruction pour laquelle il existe deux courbes candidates tout aussi lisses. . . . 104
4.20 Résulats : reconstruction d'une courbe 3D simulée en présence de superpositions. . . . 105
4.21 Reconstruction d'une courbe 3D simulée en présence de superpositions. . . . 106
4.22 Exemple de reconstruction d'un micro-guide inséré dans un fantôme vasculaire cérébral. . 108
4.23 Cause d'échec de la reconstruction sur une donnée fantôme. . . . 108
4.24 Cause d'échec de la reconstruction sur une donnée fantôme. . . . 108
4.25 Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3). . . . 111
4.26 Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3). . . . 112
4.27 Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3). . . . 112
4.28 Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3). . . . 113
4.29 Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3). . . . 113
4.30 Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 4). . . . 114

4.31 Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 4). . . . 115
4.32 Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 4). . . . 116
4.33 Reconstruction stéréoscopique d'un micro-guide. . . . 117
4.34 Reconstruction stéréoscopique d'un micro-guide présentant une forte courbure au niveau de sont extrémité distale. . . . 118
4.35 Cas d'une reconstruction totalement ambiguë. . . . 119
4.36 Reconstruction d'un coil en début de déploiement. . . . 124
4.37 Exemple d'un cas de reconstruction complexe d'un coil . . . . 125

5.1 (a) Système GE Healthcare IGS 630 biplan. (b) Projection rayons X d'un micro-coil intra-crânien . . . . 128
5.2 (a) Mouvements de l'arceau frontal selon les axes RAO/LAO gauche-droite et CRA/CAU cranio-caudal autour de l'iso-centre $O$. (b) Couverture angulaire d'une acquisition tomographique. . . . 129
5.3 Modes d'acquisition : (a) $P_0$ correspond à une rotation de l'arceau frontal en angle limité avec une ouverture angulaire maximale $\alpha = 60°$, (b) $P_1$ augmente $P_0$ d'une projection latérale supplémentaire (orange), (c) $P_2$ correspond à un sous-échantillonnage uniforme (pas angulaire $\gamma = 30°$). . . . 130
5.4 Illustration du théorème du profil central. . . . 131
5.5 Géometrie d'un faisceau divergent 2D . . . . 132
5.6 (a) Pas d'échantillonnage radial $\Delta u$ et angulaire $\Delta\theta$. (b) Echantillonnage sur 200° (c) Echantillonnage en angle limité dit de tomosyntèse . . . . 134
5.7 Rendu volumique d'un micro-coil reconstruit à partir de 147 projections (ie 40°/s) en FOV (a) 30 cm (b) 20 cm (c) 16 cm . . . . 135
5.8 Illustration [Fessler, 2009] de l'impact de l'échantillonnage angulaire sur la reconstruction. Image originale 128 × 128 de 3 pastilles d'intensité 8 sur un fond uniforme d'intensité 1. Visualisation fenêtrée entre 0.5 et 1.5. . . . 136
5.9 Reconstruction d'un micro-coil ex-vivo : (a) 600, (b) 30 et (c) 6 projections réparties uniformément sur [0°,200°]. (d) Rendu MIP d'une reconstruction avec 600 projections. (e) 300 projections uniformément répartis sur [45°,135°] (f) 200 projections uniformément répartis sur [60°,120°] . . . . 137
5.10 (a) Reconstruction d'un micro-coil imagé ex-vivo avec 600 projections sur 200°. Reconstruction du même micro-coil en angle limité telle que $\alpha = 45°$ avec (b) FDK (c) contrainte de positivité (d) contrainte de positivité et parcimonie. . . . 145
5.11 Impact de la pondération des projections sur la reconstruction d'un micro-coil imagé ex-vivo. Ligne du haut : coupe axiale, ligne du bas : rendu MIP. Les trois reconstructions (une par colonne) ont été obtenues en appliquant une contrainte de parcimonie ($\lambda = 10000$) avec 500 itérations et un pas de gradient de 0.05. (a)(d) Reconstruction de référence avec 600 projections réparties uniformément sur 200°. Reconstruction associée au mode $P_1$ ($\alpha = 45°$) avec (b)(e) l'ancienne pondération (c)(f) la nouvelle pondération. . . . 147
5.12 Graphe du FPR (valeurs tronquées à 60%) en fonction du FNR qui compare les modes$P_1$ (bleu) et $P_2$ (violet) pour chacun des 4 patients (un symbol par patient). Cercles noirs : $P_1(30°, 0°)$, $P_2(3°)$. Cercles rouges : $P_1(60°, 0°)$, $P_2(30°)$. . . . 152
5.13 Cas du patient 1. Rendu MIP de reconstructions effectuées avec une contrainte de parcimonie seule avec toutes les projections ($f_{\text{ref}}$) et selon les trois modes d'acquisition. . . . 152
5.14 Graphe du FPR en fonction du FNR montrant l'impact de la position initiale $\theta$ pour le mode $P_1$. (a) Cas du micro-coil imagé ex-vivo. (b) Cas patient 2 (valeurs du FPR tronquées à 90%). . . . 153
5.15 Cas du patient 2. Rendu MIP de reconstructions effectuées avec une contrainte de parcimonie seule. La flèche blanche indique une spire du coil. (b) (c) (e) (f) impact de la position initiale de la rotation $\theta$ (mode $P_1$) sur la reconstruction. (a) Reconstruction avec les 150 projections, (d) Reconstruction avec 6 projections (mode $P_2$) . . . . 154

5.16 Cas du patient 2. Projection latérale pour $\theta = -30°$. Le micro-coil apparaît superposé à une structure intense . . . . . 154
5.17 Cas du patient 1. Rendu MIP de reconstructions effectuées avec une contrainte de parcimonie et filtrage par diffusion à chaque stade de la reconstruction hiérarchique pour le mode d'acquisition $P_2$ (30°) : (a) CED, (b) NLD (c) NLAD . . . . . 156
5.18 Coupe axiale épaisse après recalage manuel de la reconstruction FDK d'un spin injecté avant déploiement du premier micro-coil avec la reconstruction FDK d'un spin non-injecté après déploiement du premier micro-coil pour deux patients différents. . . . . 158

# Liste des tableaux


2.1 Paramétrage optimal de l'algorithme de segmentation ($\theta^* = \{\sigma, \rho\}$, $C = \sigma_x$ et le seuil $m^*$) en fonction du bruit $\sigma_b$ dans l'image. Le contraste initial entre la structure curviligne et le fond est de 20. Le temps de diffusion est fixé à T = 100. . . . . 26
2.2 Récapitulatif des jeux de données fantôme . . . . . 29
2.3 Récapitulatif des jeux de données cliniques. . . . . 30
2.4 Classification des images pour l'interprétation des résultats selon 3 grands axes : Le type de pathologie, l'exposition et le mode d'acquisition . . . . . 31
2.5 Résultats sur la série FANTOME_1 (cas basse dose) . . . . . 33
2.6 Résultats sur la série FANTOME_2 (cas dose normale) . . . . . 33
2.7 Résultats obtenus sur la base de données globale. La colonne de gauche donne la moyenne ± l'écart-type (valeur max ou min selon la mesure considérée) sur 95 % de la base de données globale et la colonne de droite donne la médiane ± l'écart absolu à la médiane (i.e. la *median absolute deviation*) sur la base de données complète. . . . . 33
2.8 Résultats obtenus sur 95 % de la base de données globale regroupés en fonction de la pathologie (anévrisme versus autre). Les résultats sont donnés au format moyenne ± écart-type (valeur max ou min selon la mesure considérée). . . . . 34
2.9 Résultats obtenus sur 95 % de la base de données globale regroupés en fonction de l'exposition exprimée en mAs. Les résultats sont donnés au format moyenne ± écart-type (valeur max ou min selon le critères). . . . . 35
2.10 Résultats obtenus sur 95 % de la base de données globale regroupés en fonction du mode (Roadmap Non Soustraite - RNS, Roadmap Soustraite - RS et Fluoroscopie Soustraite - FS). Les résultats sont donnés au format moyenne ± écart-type (valeur max ou min selon la mesure considérée). . . . . 35

4.1 Impact des différents paramètres de l'algorithme sur le résultat de la reconstruction dans le cas des données simulées avec les versions 1 et 2. Les résultats sont estimés à partir des 95% meilleures reconstructions et sont donnés sous la forme moyenne$_{95}$ ± écart-type$_{95}$ [max$_{95}$, max] où le max est mesuré sur la base de données complète. . . . . 101
4.2 Impact de la longueur minimum $l_F$ d'un fragment 3D admise sur le résultat de la reconstruction dans le cas des données simulées avec les versions 1 et 2 de l'algorithme et avec $E_b = 2$ et $\alpha = 0.5$. Les résultats sont estimés à partir des 95% meilleurs reconstructions et sont donnés sous la forme moyenne ± écart-type [max$_{95}$, max] où le max est mesuré sur la base de données complète. . . . . 103
4.3 Erreur 3D sur l'extrémité distale (mm) pour le fantôme 1. . . . . 107
4.4 Résultats sur données cliniques en absence de coils dans les images (patients 3 et 4) et en présence de coils dans les images (patients 1 et 2). Résultats obtenus avec la version 1 de l'algorithme et le paramétrage $\epsilon = 1$, $\alpha = 0.5$, $l_F = 2$ et $E_b = 2$. . . . . 109

5.1 Echantillonnages uniformes possibles avec les systèmes vasculaire Innova et IGS . . . . . 129
5.2 Comparaison du pourcentage d'amélioration du FNR et du FPR en utilisant le filtrage par diffusion à chaque stade de la reconstruction hiérarchique ou bien au dernier stade seulement, pour les mode d'acquisition $P_1(60°, 0°)$ et $P_2(30°)$ . . . . . 155

A.1 Global . . . . . 163
A.2 Pathologie . . . . . 164
A.3 Exposition . . . . . 164
A.4 Mode . . . . . 165

# Introduction générale

Cette thèse s'inscrit dans le domaine de l'imagerie médicale pour des applications cliniques en neuroradiologie interventionnelle. Dans cette branche de la médecine, il est question de traiter une pathologie vasculaire du cerveau (anévrisme, malformation artério-veineuse) de manière minimalement invasive par voie endovasculaire. Pour cela, des micro-outils sont introduits par le neuroradiologue dans le réseau artériel du patient. Ils sont acheminés du point de ponction jusqu'à la pathologie sous le contrôle d'une imagerie rayons X basse dose, bidimensionnelle (2D) et temps-réel, appelée fluoroscopie. Notre objectif consiste à être capable de fournir rapidement et à tout moment de l'intervention une représentation tridimensionnelle (3D) de ces micro-outils à partir d'images rayons X.

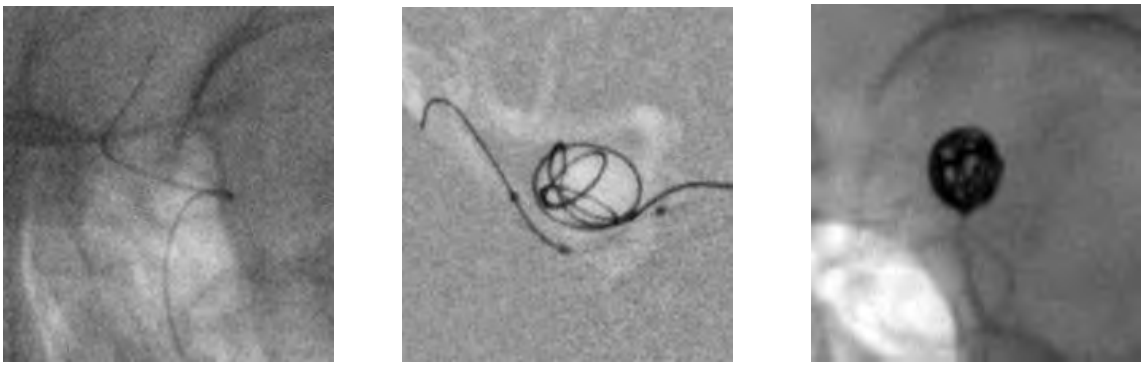
FIGURE 1 – Système biplan d'imagerie par rayons-X pour la neuroradiologie interventionelle. Chacun des deux arceaux est composé d'un couple tube à rayons X - détecteur permettant d'imager les structures anatomiques et les micro-outils présents dans le champ de vue.

Le système *biplan* (voir Figure 1) est un système d'imagerie par rayons X dédié à la neuroradiologie interventionnelle. Il est composé d'un arceau frontal et d'un arceau latéral permettant d'acquérir des images selon deux incidences différentes de manière quasi-synchrone. Nativement, ce système permet de visualiser en projection les contrastes entre les structures anatomiques denses comme les os et les micro-outils conçus avec des matériaux radio-opaques, par rapport à un fond indifférencié de tissus mous dans lequel se fondent aussi les artères. Pour rendre ces dernières visibles, un agent de contraste (le plus souvent de l'iode) est injecté directement dans l'artère. Mais cette visualisation est fugace et de nombreuses injections sont nécessaires au cours de l'intervention, ce qui à terme peut s'avérer néfaste pour le patient dont la capacité à traiter et évacuer le produit de contraste via son système rénal est limitée. Il

est en outre primordial de pouvoir visualiser les micro-outils conjointement à l'anatomie vasculaire afin que le neuroradiologue puisse se repérer et ajuster son geste. Par ailleurs, les deux dernières décennies ont vu l'acquisition tomographique dite "3D" du réseau vasculaire s'imposer dans la pratique clinique, plus particulièrement dans le traitement des anévrismes par coil. Le praticien dispose alors d'une représentation 3D, appelée aussi "modèle 3D", de l'arbre artériel en aval du point d'injection. A l'aide d'outils informatiques de rendu volumique, ce modèle est analysé suivant n'importe quel point de vue, même ceux inatteignables mécaniquement par le système d'imagerie. Il permet au praticien d'élaborer sa stratégie d'intervention et de définir le chemin artériel à suivre pendant l'intervention.

Les avancées technologiques en matière de mesure de la position du système d'acquisition des systèmes interventionnels permettent à présent de fusionner ces rendus de modèles 3D statiques avec les images fluoroscopiques [Gorges et al., 2006]. Ainsi il est à présent possible de visualiser à tout moment l'anatomie vasculaire sans nouvelle injection de contraste grâce à la fusion d'un rendu du modèle 3D des artères superposé en transparence aux micro-outils observés en projection dans les images de fluoroscopie. Ces modes fusionnés ne compensent cependant jamais totalement la perte d'information dans le flux temps-réel due aux effets de superposition selon l'unique incidence définie par la position courante de l'arceau. Or, il s'avère que les incidences permettant d'observer plus favorablement le positionnement des micro-outils par rapport à l'anatomie peuvent (1) changer du fait de la sinuosité des vaisseaux et (2) ne pas être atteignables du fait des limites des mouvements mécaniques. Changer de position, c'est-à-dire chercher la meilleure incidence possible, avec deux arceaux ne peut être pratiqué qu'exceptionnellement pendant une intervention. On se contente plutôt d'une incidence satisfaisante "en moyenne", parfois ou trop souvent sous-optimale, car la variabilité anatomique du réseau artériel et de ses pathologies est grande. Une visualisation de ces micro-outils au sein de l'anatomie vasculaire en 3D permettrait de s'affranchir de telles limitations. Il deviendrait par exemple possible de reproduire numériquement et à moindre effort n'importe quelle incidence sans déplacer les arceaux.

Dans le cadre de cette thèse nous nous intéressons à la reconstruction 3D des micro-guides utilisés pour la navigation au sein des artères (Figure 2(a)) et des micro-coils utilisés pour emboliser les anévrismes intracrâniens (Figure 2(b) et Figure 2(c)). Retenons que leur caractère commun est d'être *curvilignes*.



(a) Micro-guide (b) Micro-coil (c) Micro-coil

FIGURE 2 – Imagerie par rayons-X des micro-outils. Les projections 2(b) et 2(c) montrent un micro-coil au début et à la fin de son déploiement.

Pour être compatible avec la pratique clinique, la génération de modèles 3D des micro-outils doit être fournie rapidement, et même en temps-réel pour le micro-guide, afin de suivre continuellement son déplacement pendant la phase dite de *navigation* dans les artères. Les arceaux ne disposent pas de mouvements continus, mais seulement de trajectoires point-à-point, à vitesse limitée par des contraintes de sécurité puisque les déplacements ne peuvent pas être confinés à une zone d'où seraient exclus les obstacles potentiels, dont le personnel médical. Ces contraintes temporelles ne sont donc pas compatibles avec les techniques courantes d'acquisition des modèles 3D, trop longues à mettre en œuvre et trop coûteuses en

termes d'irradiation pour être utilisées à tout moment.
La force du système biplan est de fournir en position statique deux chaînes images à deux incidences orthogonales. L'écart angulaire peut être réduit mais reste très grand par rapport aux quelques degrés d'une disposition de type vision binoculaire. C'est à partir de ces deux vues que nous cherchons à produire une reconstruction 3D du guide, potentiellement en temps réel. Cette reconstruction repose bien entendu sur des a priori forts sur la forme et les configurations possibles d'un micro-guide dans l'anatomie vasculaire. Contraintes tellement fortes, qu'elles ne seront applicables qu'aux seuls micro-guides, mais pas aux coils pour lesquels aucune solution temps-réel ne nous a paru envisageable.

En effet, bien que tous deux curvilignes, les deux micro-outils que nous cherchons à reconstruire se distinguent par une radio-opacité et une conformation spatiale différentes. Le micro-guide peu radio-opaque et donc peu contrasté en projection, se modélise comme une courbe 3D lisse suivant approximativement la courbure des artères. Le micro-coil est au contraire un fil à mémoire de forme très radio-opaque qui, une fois déployé dans l'anévrisme, forme une pelote complexe difficilement modélisable par une courbe 3D. Ces différences nous ont amenés à séparer notre étude en deux approches de reconstruction provenant de deux théories quasiment sans point commun, la première pour le micro-guide issue du domaine de la vision par ordinateur, et la seconde, pour le micro-coil, issue de l'application du *compressed sensing* (acquisition comprimée) à la tomographie. Ainsi notre contribution est de fournir une visualisation tridimensionnelle dynamique dans le cas du micro-guide en utilisant seulement deux vues (reconstruction stéréoscopique) sans mouvement du système, et statique mais rapide dans le cas du micro-coil, en utilisant une acquisition rotationnelle compressée. Les choix méthodologiques faits pour adresser le problème de reconstruction de ces deux micro-outils sont la conséquence des contraintes cliniques et technologiques du contexte industriel et applicatif de cette thèse, qui s'inscrit dans le cadre des financements CIFRE.

Les méthodes de reconstruction stéréoroscopique en géométrie épipolaire utilisées dans le domaine de la vision par ordinateur démontrent une capacité à reconstruire des scènes 3D en temps réel. Connaissant le positionnement relatif des deux caméras par calibration, ces méthodes exploitent les informations structurelles et photométriques contenues dans chaque projection pour effectuer des correspondances cohérentes entre les éléments d'une même scène pris sous deux incidences différentes. Le modèle sténopé qui est utilisé pour les caméras s'applique parfaitement à la formation des images rayons X, le point focal du tube à rayons X remplaçant le point focal de l'optique de la caméra. De plus, de nombreuses méthodes existent pour en estimer la matrice de projection [Gorges, 2007, Markelj et al., 2012, Matl et al., 2017].

La différence clé est celle de l'interaction entre les objets et le rayonnement. Les formes anatomiques d'artères cérébrales rencontrées font que la projection du micro-guide peut localement présenter des auto-superpositions (boucle, point de rebroussement). En vision, on suppose les objets opaques au rayonnement : un objet est caché au moins partiellement par la présence d'un autre objet. Mais les images rayons X montrent, elles, des objets transparents qui se superposent. Les contraintes photométriques classiquement utilisées en vision ne sont donc généralement pas applicables aux images rayons X.
La mise en œuvre d'une reconstruction stéréoscopique du guide comportera donc une étape de transformation de l'image rayons X pour la remettre dans le contexte de la vision : le guide sera segmenté et la reconstruction sera faite à partir du squelette du guide. Cette opération de squelettisation réintroduit des auto-occultations. Commencer par une réduction de l'information alors qu'on ne dispose que de deux vues est surprenant, mais montre que c'est bien l'a priori très fort de la configuration du micro-guide qui va permettre sa reconstruction, malgré le coût combinatoire important lié à la gestion des superpositions.

Une hypothèse aussi forte ne peut pas être faite sur un micro-coil, dont les spires se déploient dans un espace restreint. Une fois déployé, celui-ci n'apparaît en effet plus que comme une tâche dans l'image rayons X (Figure 2(c)).

La tomographie est donc une voie alternative où les superpositions sont naturellement gérées par l'hypothèse de transparence. C'est la quantification des superpositions qui permet de recouvrer la disposition des objets. Cependant, plus que la disposition, c'est la mesure précise de l'interaction entre chaque point des objets et le rayonnement qui est obtenue, une information beaucoup plus riche et requérant donc beaucoup de données, c'est-à-dire a priori un grand nombre d'images sur une plage angulaire de 180° au moins.

L'enjeu clinique étant de pouvoir vérifier rapidement le positionnement 3D du micro-coil, une reconstruction dynamique n'est pas exigée. Il est donc envisageable d'acquérir des projections suivant des

incidences supplémentaires. Pour être rapide, l'acquisition de ces projections devra se faire sans retirer l'arceau latéral, donc avec une liberté de mouvement réduite. Il est par ailleurs obligatoire de limiter le nombre de projections nécessaires à la reconstruction afin de limiter l'exposition du patient aux rayons X.
Tout comme pour le guide, nous proposons de poser des hypothèses de formes pour pallier la réduction des données. Nous avons déjà évoqué que seule la disposition du coil est d'intérêt, c'est-à-dire obtenir une carte binaire de présence / absence du coil. Ce problème est adressé par la tomographie discrète qui exprime des conditions mathématiques permettant de restreindre la quantité d'informations tomographiques à acquérir. Dans notre contexte, le coil est le seul objet à reconstruire, mais il n'est pas le seul présent dans les images puisqu'il se superpose à l'anatomie du patient. La segmentation du coil dans les images projectives pose problème car l'information de densité des objets y est mélangée avec l'information de leur taille : la projection d'un coil, objet petit et intense, est la même que la projection d'une infinité d'objets moins intenses mais plus grands dans la direction projective. En revanche, une fois reconstruit, le coil domine en intensité toutes les autres structures puisqu'il est métallique, de sorte qu'il peut être segmenté même dans une image reconstruite à partir d'une acquisition tomographique fortement sous-échantillonnée. On peut donc reformuler le problème comme celui de ne reconstruire que l'objet le plus intense (pour lequel un seuil d'intensité est connu a priori). Ce faisant, l'objet d'intérêt devient parcimonieux dans l'image, c'est-à-dire tel que son support, qui est le but de notre reconstruction, est maintenant limité, problème récemment identifié comme soluble notamment par des techniques d'acquisition comprimée (*compressed-sensing*) introduites par Candès au domaine de la reconstruction tomographique et sur lesquelles se basent les travaux rapportés dans ce manuscrit.

## Plan et contributions

Ce manuscrit s'articule en cinq chapitres :

- Nous exposons le contexte clinique et technologique dans le premier chapitre.

- Le deuxième chapitre expose notre contribution au problème de segmentation du micro-guide dans une image 2D. Dans notre contexte, un tel problème peut être ramené à un problème de débruitage. Nous proposons ici un unique filtre conçu à partir de filtres de diffusion standards, optimisé pour le débruitage d'un micro-guide modélisé comme une structure curviligne 2D apparaissant peu contrastée sur un fond uniforme bruité. Un simple seuillage suivi d'une squelettisation permet alors de récupérer la projection du support du micro-guide dans l'image débruitée. Nous analysons les performances de notre filtre sur des images simulées et nous évaluons la chaîne complète de notre algorithme de segmentation sur des images d'objets tests et des images cliniques. Nous suivons trois axes d'analyse de ces résultats qui montrent respectivement l'impact des différents modes d'acquisition fluoroscopique du système, l'impact du type de pathologie et le rôle de la dose.

- Nous proposons dans le troisième chapitre une revue bibliographique des techniques de reconstructions de courbes 3D en stéréovision.

- Nous présentons dans le quatrième chapitre une nouvelle méthode de reconstruction stéréoscopique d'une courbe 3D qui modélise ici un micro-guide [Delmas et al., 2015]. Notre méthode repose sur la reconstruction de fragments de courbes 3D, obtenus par la mise en correspondance de fragments 2D facilement paramétrables, puis leur connexion pour former le support de la courbe 3D globale. La difficulté consiste à identifier en un temps raisonnable le support du micro-guide parmi l'ensemble des fragments 3D pouvant être reconstruits à partir de la segmentation sachant que (1) celle-ci peut comporter des erreurs (trous, fausses détections, bruit) et que (2) certaines correspondances géométriquement valides n'ont aucune réalité physique. Une contrainte d'unicité d'appariement nous permet de réduire l'espace des solutions tandis qu'une contrainte de continuité 3D appliquée aux

points de connexion entre les fragments nous permet de discriminer un unique support. Nous validons cette méthode de reconstruction à partir de segmentations à la fois simulées par la projection de courbes 3D construites dans des arbres vasculaires de patients, et d'autres extraites automatiquement sur des projections rayons X (objets tests et données cliniques). Les simulations nous permettent ainsi de valider la pertinence des critères choisis tandis que les données expérimentales nous permettent d'estimer la robustesse de notre méthode en conditions réelles cliniques.

- Enfin, nous proposons et évaluons dans le cinquième chapitre trois modes d'acquisition rapide des projections avec un système biplan pour reconstruire un micro-coil [Delmas et al., 2016]. Chaque mode proposé correspond à un sous-échantillonnage de la trajectoire tomographique standard : 1) acquisition des projections avec l'arceau frontal sur un angle limité (i.e. tomosynthèse) 2) acquisition d'une unique projection latérale en plus d'une acquisition en angle limité 3) acquisition fortement sous-échantillonnée (jusqu'à seulement 6 vues) mais uniforme sur 180° en faisant simultanément tourner les deux arceaux sur 90°. Nous tirons parti de la parcimonie des micro-coils liée à leur nature curviligne 3D pour contraindre le problème de reconstruction. Il en résulte un algorithme de reconstruction itératif alternant seuillage doux et filtrage directionnel 3D permettant de réduire efficacement les artéfacts liés au sous-échantillonnage angulaire des vues. Pour cela, nous avons étendu à la 3D le filtre de diffusion développé en 2D dans le deuxième chapitre pour la segmentation du micro-guide. Nous évaluons la qualité de la reconstruction quantitativement en terme de support, sur données fantômes et cliniques.

- Le dernier chapitre conclut nos travaux.

## Liste des publications

- Delmas, C., Berger, M.-O., Kerrien, E., Riddell, C., Trousset, Y., Anxionnat, R., and Bracard, S. (2015). Three-dimensional curvilinear device reconstruction from two fluoroscopic views. volume 9415, pages 94150F–94150F–11

- Delmas, C., Riddell, C., Trousset, Y., Kerrien, E., Berger, M.-O., Anxionnat, R., and Bracard, S. (2016). Intra-operative 3D micro-coil imaging using subsampled tomographic acquisition patterns on a biplane C-arm system. In *Proceedings of the 4th International Conference on Image Formation in X-Ray Computed Tomography (CT meeting'16)*, Bamberg, Germany

# 1

# Contexte clinique

**Sommaire**

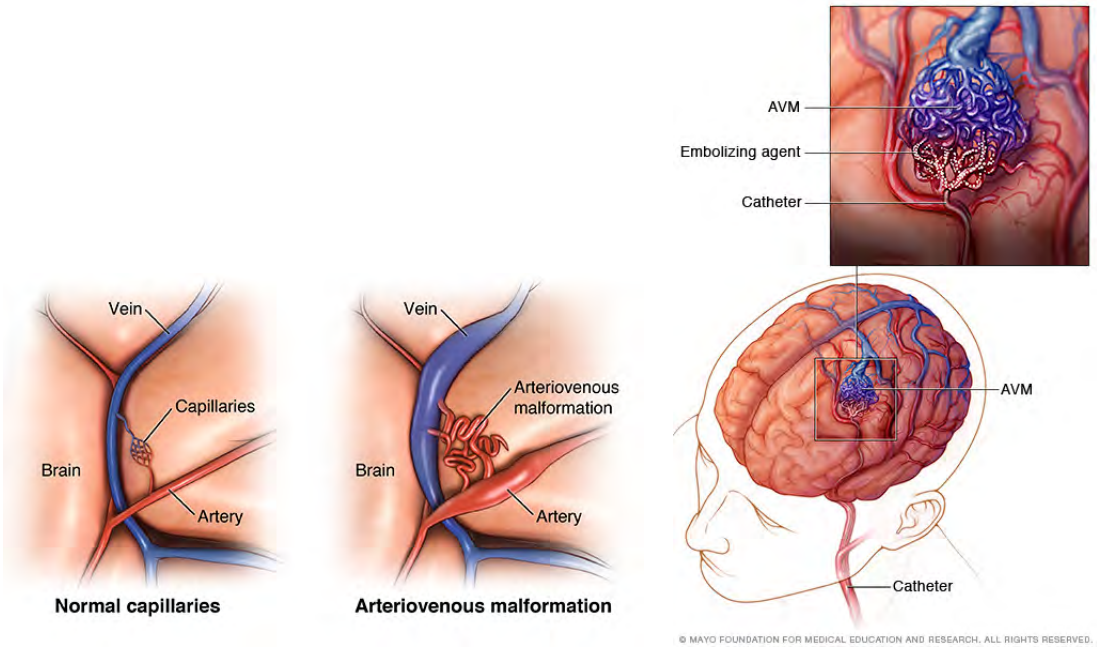

**1.1 La neuro-radiologie interventionnelle . . . . . 1**
**1.2 Traitements des malformations artérioveineuses et fistules . . . . . 1**
**1.3 Traitements des anévrismes intracrâniens . . . . . 2**
**1.4 Besoin en imagerie pour l'aide au traitement . . . . . 6**


## 1.1 La neuro-radiologie interventionnelle

Les procédures de neuroradiologie interventionnelle servent à traiter des pathologies vasculaires de la tête, du cou et de la moelle épinière de façon endovasculaire. Elles incluent l'embolisation des anévrismes intracrâniens, l'embolisation des fistules et malformations artério-veineuses, le traitement des sténoses de la carotide dans le cou et la tête, et la thrombolyse ou la thrombectomie des emboles des accidents vasculaires cérébraux. A partir d'une zone de ponction en général dans l'artère fémorale, on pousse vers le cerveau un micro-guide dont l'extrémité distale est métallique et opaque aux rayons X permettant un contrôle radiologique temps-réel en imagerie projective. Sur ce micro-guide, on fait glisser un micro-cathéter qui amène le produit de contraste pour l'imagerie locale des vaisseaux. Une telle image des vaisseaux injectés peut être superposée en négatif à l'imagerie fluoroscopique pour voir simultanément les micro-outils et la lumière des vaisseaux. Le micro-cathéter permet ensuite d'amener les instruments thérapeutiques tels que les stents et les coils au lieu de la pathologie. Le choix de l'artère fémorale bien qu'éloigné de la cible, est le choix standard de presque toutes les interventions radiologiques vasculaires parce que c'est une artère facile à ponctionner mais aussi à contrôler après, pour refermer l'orifice en fin de procédure par pression. De plus, cet accès laisse le praticien travailler loin de la cible sans avoir les mains dans le champ du faisceau rayons X.

## 1.2 Traitements des malformations artérioveineuses et fistules

Les malformations artérioveineuses (MAV) et les fistules sont des connexions directes entre le réseau artériel et le réseau veineux sans passer par le réseau capillaire (Figure 1.1(a)). Ces connexions peuvent massivement détourner le flux artériel vers le réseau veineux (on parle de shunt artério-veineux) et exposer ce dernier à une pression anormalement élevée. Dans le cas d'une MAV, la connexion artère-veine passe par un amas de petits vaisseaux que l'on appelle nidus. Dans le cas d'une fistule il n'y a pas de nidus et l'artère se jette directement dans la veine. Le principal risque lié à ces malformations est le saignement, donc l'hémorragie. Les malformations artério-veineuses restent néanmoins assez rares : elles touchent moins de 1% de la population et les fistules représentent seulement 1.6%-4.7% des cas de malformations. Les symptômes qui permettent de détecter une MAV sont souvent l'épilepsie ou les céphalées.




(a) (b)

FIGURE 1.1 – (a) Schéma d'une malformation artério-veineuse (MAV) représentant des connexions parasites entre le réseau artériel et le réseau veineux. (b) Embolisation d'une MAV par voie intra-artérielle.

Il existe trois options de traitement pour ce type de lésion : le traitement par chirurgie consiste à ouvrir la boîte crânienne pour accéder à l'encéphale et retirer définitivement la malformation. Le traitement par radiothérapie consiste à faire converger plusieurs faisceaux de rayonnement haute énergie à l'endroit où se situe la malformation pour la neutraliser. Le traitement par voie endovasculaire consiste à amener précisément un micro-cathéter (on parle de cathétérisme sélectif) au niveau des artères nourricières de la malformation pour l'emboliser en y injectant soit une colle soit des microsphères (Figure 1.1(b)). L'embolisation bouche les connexions ce qui aura pour effet d'oblitérer la malformation dans le meilleur des cas ou à tout le moins d'en réduire la taille. Le principal risque lié au traitement endovasculaire est de causer un accident vasculaire cérébral (AVC) ischémique en bouchant un vaisseau nourricier qui alimente aussi les parties normales du cerveau.

Les traitements cités sont souvent combinés. Par exemple, dans le cas d'une malformation très étendue, obstruer les principales artères nourricières par traitement endovasculaire permet de faciliter ensuite le traitement chirurgical pour retirer la MAV en réduisant le risque d'hémorragies.

La principale difficulté pour traiter les MAV par voie endovasculaire est leur (in)accessibilité. En effet, elles sont généralement situées assez loin dans l'anatomie vasculaire cérébrale et par conséquent requièrent d'emprunter un plus ou moins grand nombre de bifurcations plus ou moins faciles à atteindre. Ici, le choix du micro-guide de navigation est très important pour rejoindre la cible avec succès. Celui-ci doit être suffisamment souple pour s'adapter aux vaisseaux les plus petits et ne pas les transpercer, mais plus le micro-guide sera souple et plus la prise de virage dans les bifurcations sera difficile. Dans ces conditions, le système biplan devra offrir des incidences dégageant au mieux le réseau des vaisseaux menant à la MAV.

## 1.3 Traitements des anévrismes intracrâniens

La croissance et la rupture des anévrismes peuvent être expliquées mécaniquement comme un affaiblissement local et pathologique de la paroi d'un vaisseau qui se déforme et se dilate par la force de la

pression artérielle. Cependant, il n'existe pas de prédicteur clair de leur évolution, un anévrisme pouvant se stabiliser voire se résorber sans traitement. Seuls 10% des anévrismes dépassent les 10 mm. Plusieurs études [Wiebers et al., 2003] ont montré que les petits anévrismes (<7mm) avaient une plus faible probabilité de se rompre. Pour des anévrismes volumineux, à partir de 7-8 mm, il y a un bénéfice à traiter. En revanche, les anévrismes sont plus propices à la rupture, et ce quelle que soit leur taille, pour des lieux anatomiques particuliers de la vascularisation du cerveau. La rupture anévrismale est associée à un fort taux de mortalité (entre 40% et 50% [Nieuwkamp et al., 2009]) et de morbidité. La prévalence relativement élevée des anévrismes intracrâniens (environ 3% [Vlak et al., 2011]) font de cette pathologie l'une des plus couramment traitées en neuroradiologie interventionnelle. Nous montrons sur la Figure 1.2 les principales localisations répertoriées des anévrismes intracrâniens [Vlak et al., 2011] :

- Le siphon carotidien (42%)
- L'artère cérébrale moyenne (MCA) [a] (35%)
- Le complexe de l'artère cérébrale antérieure / artère communicante antérieure (18%)
- Le système vertébro-basilaire (5%)

*a.* appelée également artère sylvienne

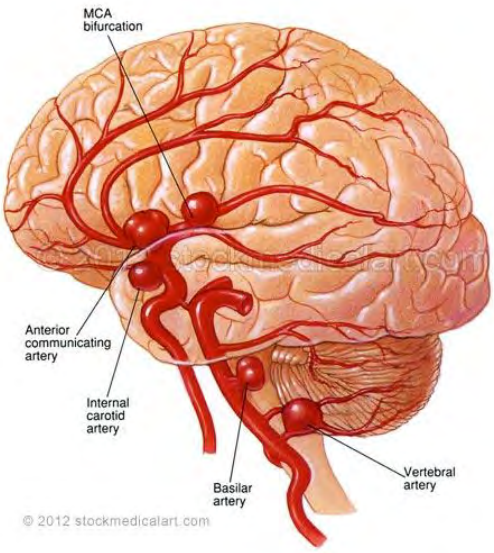


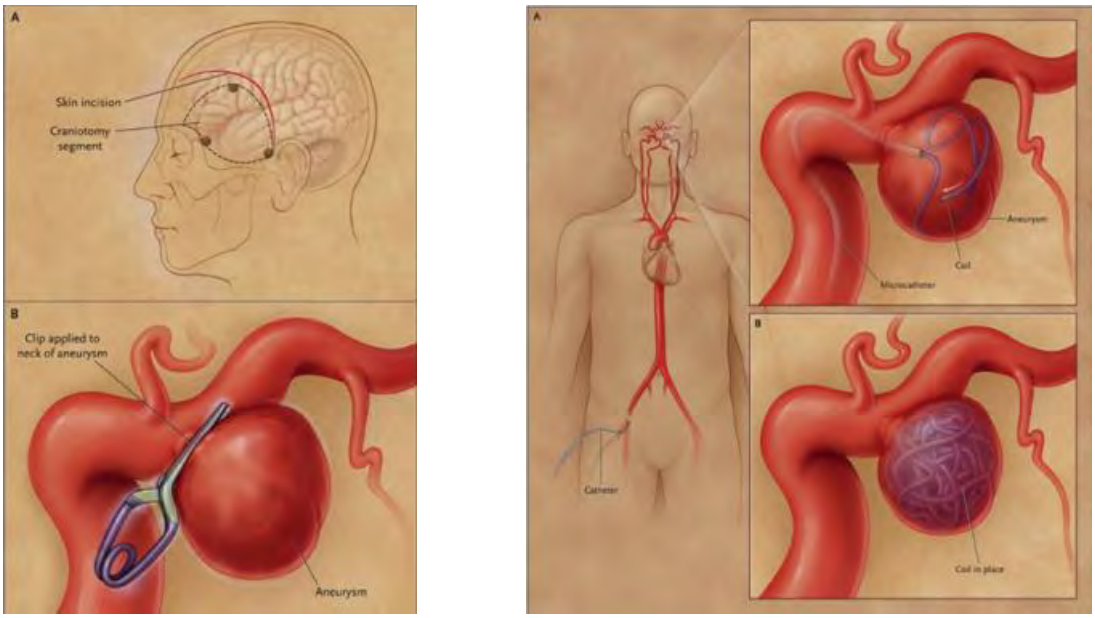

FIGURE 1.2 – Localisation des anévrismes intra-crâniens.

Le traitement vise à exclure l'anévrisme de la circulation artérielle. Il existe deux types de traitement pour y parvenir : le traitement chirurgical par *clipping* (Figure 1.3(a)) qui a longtemps été considéré comme le traitement de référence, et le traitement endovasculaire visant à l'embolisation de la poche anévrismale avec des *coils* (Figure 1.3(b)). Le traitement par voie endovasculaire présente l'avantage d'être minimalement invasif et donc de ne pas nécessiter une hospitalisation prolongée comparativement au traitement chirurgical où une craniotomie est effectuée pour accéder à l'encéphale.

Depuis l'étude randomisée ISAT [Molyneux et al., 2002] menée sur 2143 patients, le traitement par voie endovasculaire est devenu le traitement de premier choix pour les anévrismes rompus. Les conclusions de cette étude ont été confirmées plus récemment par l'étude BRAT [Spetzler et al., 2015] où une réduction du risque absolu de 10,5% a été reportée. À ce jour, un peu plus de 80 % des anévrismes rompus sont traités par voie endovasculaire avec des coils en France [Cognard et al., 2014].

Ce type de traitement comporte néanmoins certains risques. Les deux principales complications pouvant survenir au cours du traitement sont la rupture d'anévrisme et les complications thromboemboliques où des caillots emportés par le flux artériel viennent obstruer la lumière de vaisseaux en distalité. On estime la mortalité du traitement à moins de 1% et la morbidité avec séquelles neurologiques à moins de 2%.

Enfin le traitement n'est pérenne que dans un peu plus de 80% des cas. Pour les autres 20%, la pression artérielle peut compacter les coils dans l'anévrisme et recommencer à pénétrer et dilater de nouveau l'anévrisme (Figure 1.4). On parle de recanalisation. Il est donc nécessaire de surveiller les patients régulièrement après le traitement par imagerie pour détecter une recanalisation.




(a) (b)

FIGURE 1.3 – (a) Embolisation d'un anévrisme intracrânien par une méthode chirurgicale (clipping). (b) Embolisation d'un anévrisme intracrânien par une méthode endovasculaire (coiling). Copyright 2006 Massachusetts Medical Society. All rights reserved.

**Traitement endovasculaire par coiling** Un coil est un fil de platine à mémoire de forme soudé par un mandrin à un support permettant de le détacher par électrolyse (Figure 1.5). L'avantage de ce dispositif est qu'il permet le retrait du coil si la taille n'est pas adaptée ou si la position dans l'anévrisme n'est pas satisfaisante. Initialement hélicoïdaux, les coils se déclinent désormais en des formes variées pour s'adapter au mieux aux différentes morphologies d'anévrismes rencontrées. Le coil dit "3D" qui se déploie en forme de pelote est particulièrement adapté aux anévrismes sacciformes (Figure 1.6, gauche). Le micro-cathéter doit être amené très précisément à l'intérieur de l'anévrisme afin d'y déposer les coils, et doit rester en place pendant la procédure de mise en place des coils, sans irriter les parois vasculaires ni transpercer les vaisseaux bien sûr.

La tomographie conique est utilisée depuis plus de 15 ans de façon routinière lors de l'embolisation des anévrismes. En particulier, l'appréciation tridimensionnelle de l'anatomie et sa quantification sont

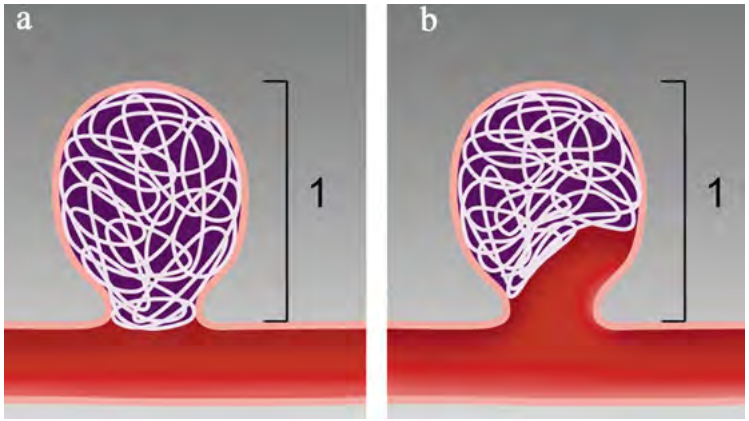



FIGURE 1.4 – Gauche : Schéma illustrant le résultat de l'embolisation d'un anévrisme par des coils. Droite : Schéma illustrant une recanalisation de l'anévrisme plusieurs mois après le traitement.

FIGURE 1.5 – Images d'un coil se déployant en une forme prédéfinie par le constructeur au fur et à mesure qu'il est poussé hors du microcathéter.

essentielles pour déterminer la meilleure approche thérapeutique pour un anévrisme donné [Anxionnat et al., 2001]. Elle permet en outre de détecter de petits anévrismes invisibles aussi bien en imagerie projective par angiographie soustraite ("DSA" pour *Digital Subtracted Angiography*) qu'au scanneur injecté (CTA pour *Computed Tomography Angiography*).

La stratégie généralement adoptée consiste à former avec le premier coil une cage qui appose au mieux les parois de l'anévrisme tout en se rapprochant le plus possible de la base de la poche appelée collet (jonction entre l'anévrisme et le vaisseau porteur). Cette cage doit alors permettre un remplissage aussi dense que possible de la poche anévrismale par les coils. Le succès de l'intervention dépend ainsi en grande partie de la qualité du positionnement de ce premier coil.

Le déploiement des coils dans l'anévrisme se fait sous contrôle fluoroscopique dans une incidence permettant une bonne visualisation du collet malgré les superpositions de l'imagerie projective. Cette incidence peut être définie à partir de l'analyse de l'anatomie 3D, mais c'est la flexibilité mécanique de l'appareil d'imagerie qui doit permettre d'atteindre une telle position de travail. Certaines situations anatomiques peuvent requérir des incidences qui vont au-delà des limites mécaniques de sorte qu'il faut travailler avec des vues partiellement dégagées en variant les incidences.

Une des difficultés majeures est en effet de s'assurer qu'aucune spire ne sort de l'anévrisme dans l'artère porteuse. Ce risque est particulièrement élevé au cours de la pose du premier coil. Le premier coil doit se déplier en occupant l'espace le plus large possible de l'anévrisme alors que les coils suivants sont retenus dans l'anévrisme par la cage ainsi formée. Ces coils plus petits permettent de remplir l'espace à l'intérieur du premier coil avec d'autres coils de plus en plus petits (par exemple cinq ou six coils pour un anévrisme de 7-8 mm).

A la fin du traitement, l'ensemble des coils déployés forme une pelote compacte et il est impossible de différencier les coils les uns des autres. C'est cette pelote compact qui produit l'embolisation de la poche interrompant ainsi le flux intra-anévrismal. Le remplissage par les coils ne représente en pratique que 25 à 30 % du volume de la poche anévrismale, le reste résultant de la thrombose associée. Le traitement est terminé quand le flux n'est plus visible que dans les artères afférentes à l'anévrisme mais pas dans l'anévrisme lui-même.

Pour les anévrismes présentant des lobes secondaires (Figure 1.6, droite), plusieurs "premiers" coils ou cages peuvent être déployés et remplis successivement.

**Limitations du traitement par coiling** Le risque de recanalisation après traitement endovasculaire reste élevé : 20.8% des cas selon [Ferns et al., 2009] avec retraitement dans 10.3% des cas. Il a également été reporté dans [Spetzler et al., 2015] que ce risque est 2.5 fois plus élevé comparativement à un traitement chirurgical. La recanalisation apparaît plus fréquente pour les anévrismes de grande taille et pour les anévrismes à collet large mais également lorsque l'anévrisme est initialement incomplètement traité.

Afin de prévenir la recanalisation, plusieurs stratégies ont été développées avec succès dont l'utilisation d'hydrocoils dont le revêtement gonfle au contact du sang pour un meilleur remplissage de la poche anévrismale [White et al., 2011], l'utilisation de stents [Piotin et al., 2010] posés dans l'alignement de l'artère porteuse au niveau de l'anévrisme pour maintenir les coils en place (Figure 1.7(a)), l'utilisation

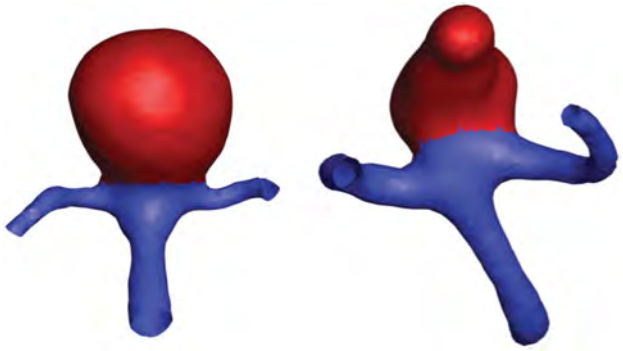
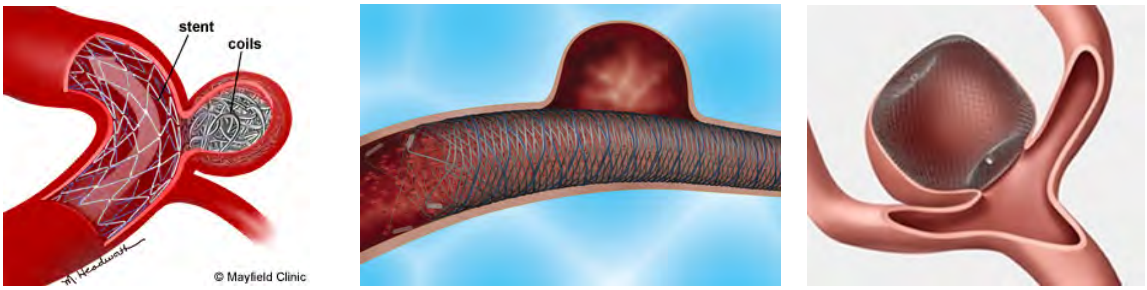


FIGURE 1.6 – Les différentes forment d'anévrismes rencontrées. La poche anévrismale est colorée en rouge et l'artère porteuse en bleu. Gauche : anévrisme sacciforme. Droite : anévrisme irrégulier en forme de chaussette.

de « flow-diverter » (Figure 1.7(b)) qui sont des stents à maillage très serré visant à réduire le flux artériel au sein de l'anévrisme [Pierot, 2011] et plus récemment l'utilisation du« web » (Figure 1.7(c)) qui est un panier maillé que l'on insère dans la poche anévrismal pour y interrompre le flux sanguin [Lubicz et al., 2013].




(a) (b) (c)

FIGURE 1.7 – Autres méthodes de traitement des anévrismes intracrâniens par voie endovasculaire : (a) Coils retenus par un stent, (b) Flow-diverter empêchant le flux artériel de refluer dans l'anévrisme (c) Web déployé dans un anévrisme.

Le traitement par clipping reste cependant souvent préféré pour le traitement des anévrismes de l'artère cérébrale moyenne dont la localisation superficielle facilite l'accès en chirurgie ouverte. La navigation par voie endovasculaire est en revanche particulièrement complexe dans ce cas. Les nombreuses bifurcations qu'il faut emprunter pour y accéder, la morphologie de l'anévrisme, l'étroitesse de l'artère porteuse et la difficulté à trouver les incidences de travail adéquates en projection sont autant de facteurs qui freinent un traitement par voie endovasculaire [Blackburn et al., 2014]. De plus, plusieurs études [Bracard et al., 2010, Spetzler et al., 2015] reportent qu'il n'y a pas de différences statistiques sur le résultat clinique entre ces deux types de traitement. Dans [Bracard et al., 2010], les auteurs soulignent néanmoins l'importance de la 3D pour traiter ces anévrismes par voie endovasculaire.

## 1.4 Besoin en imagerie pour l'aide au traitement

Nous passerons en revue dans le chapitre suivant les modes d'imagerie disponibles sur les systèmes biplan fluoroscopiques utilisés pour les traitements décrits ci-dessus. Dans la majorité des cas, les images sont projectives et ne contiennent qu'une information partielle de la réalité. Il est parfois impossible à partir d'une ou deux images de comprendre la configuration spatiale d'un micro-guide à l'abord d'une bifurcation, ou de juger si le placement du premier coil est correct ou non. Le médecin doit alors acquérir des images fluoroscopiques selon plusieurs orientations de l'arceau et reconstruire mentalement la position 3D des outils et des structures anatomiques. Des bifurcations difficiles peuvent ralentir significativement le temps d'intervention, donc d'allonger l'anesthésie du patient et augmenter la dose reçue de rayons

X. Par ailleurs, avant de détacher définitivement chaque coil, il est primordial que le médecin vérifie la position de celui-ci à l'intérieur du sac anévrismal. Il doit en particulier s'assurer qu'aucune spire du coil ne sort de l'anévrisme au niveau du collet, ce qui pourrait entraîner une thrombose du vaisseau porteur.

L'imagerie 3D permet de lever les ambiguités, mais le temps nécessaire à cette acquisition et la dose de rayons X correspondant rendent irréaliste son utilisation à tout moment de l'intervention.

Il serait donc particulièrement intéressant de proposer des reconstructions 3D des micro-outils à partir d'un nombre restreint d'images à rayon X, qui pourrait en outre s'intégrer avec le modèle 3D du patient acquis en début d'intervention pour la planification du geste. C'est ce que nous nous proposons de faire dans les chapitres suivants.

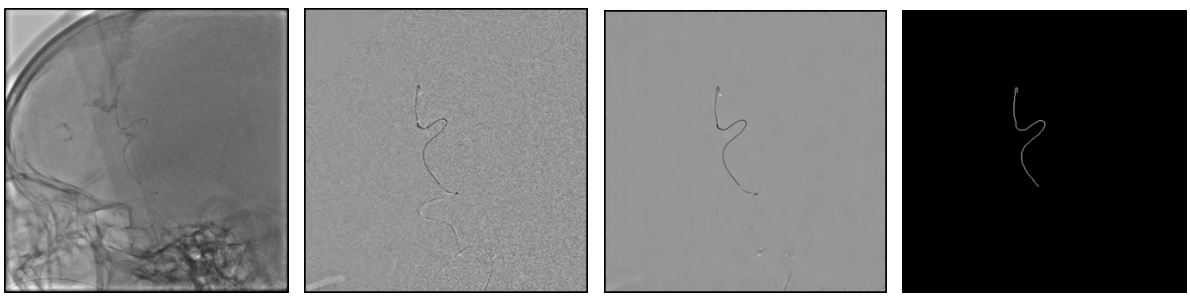
# 2

# Segmentation du guide pour la reconstruction 3D

## Sommaire


**2.1 Introduction . . . . . 9**
**2.2 Contexte . . . . . 10**
2.2.1 Les modes de visualisation fluoroscopiques . . . . . 10
2.2.2 Etat de l'art pour la segmentation d'un guide en fluoroscopie . . . . . 12
**2.3 Méthode de segmentation d'un guide . . . . . 15**
2.3.1 Soustraction . . . . . 15
2.3.2 Réduction du bruit par diffusion tensorielle . . . . . 15
2.3.3 Extraction du micro-guide dans une image filtrée . . . . . 21
2.3.4 Optimisation des paramètres . . . . . 22
**2.4 Expériences . . . . . 26**
2.4.1 Critères d'évaluation . . . . . 26
2.4.2 Description des jeux de données . . . . . 29
2.4.3 Paramétrage de l'algorithme de segmentation . . . . . 31
**2.5 Résultats . . . . . 32**
2.5.1 Résultats sur données fantôme . . . . . 32
2.5.2 Résultats sur données cliniques . . . . . 32
**2.6 Discussion . . . . . 36**


## 2.1 Introduction



(a) Image initiale (b) Image transformée (c) Image débruitée (d) Squelette du micro-guide

FIGURE 2.1 – Illustration de la chaîne globale des traitements mis en œuvre pour la segmentation d'un micro-guide

Segmenter un guide dans une image fluoroscopique est une étape préliminaire couramment employée dans la littérature pour sa reconstruction tridimensionnelle. Nous présentons dans ce chapitre un algorithme de segmentation dont le résultat servira de point d'entrée à notre algorithme de reconstruction stéréoscopique.

L'objectif est d'identifier une structure curviligne fine (largeur d'environ 1-2 pixels) dans une image où elle apparaît peu contrastée par rapport au fond bruité. Trois modes de visualisation fluoroscopique sont mis à disposition du neuroradiologue interventionnel pendant la phase de navigation. Ils permettent de visualiser le micro-guide au choix (1) superposé aux structures anatomiques (essentiellement osseuses), (2) seul, ou (3) superposé aux vaisseaux injectés. Le principe du traitement est commun aux trois modes : la première étape du traitement est une simple soustraction temporelle du fond afin que le micro-guide soit la seule information structurelle restante dans l'image bruitée. La deuxième étape consiste alors à neutraliser le bruit pour permettre la dernière étape d'extraction du guide par un simple seuillage. Nous présentons donc dans ce chapitre un filtre adaptatif associant débruitage du fond par diffusion isotropique et rehaussement de structures linéiques par diffusion anisotropique.

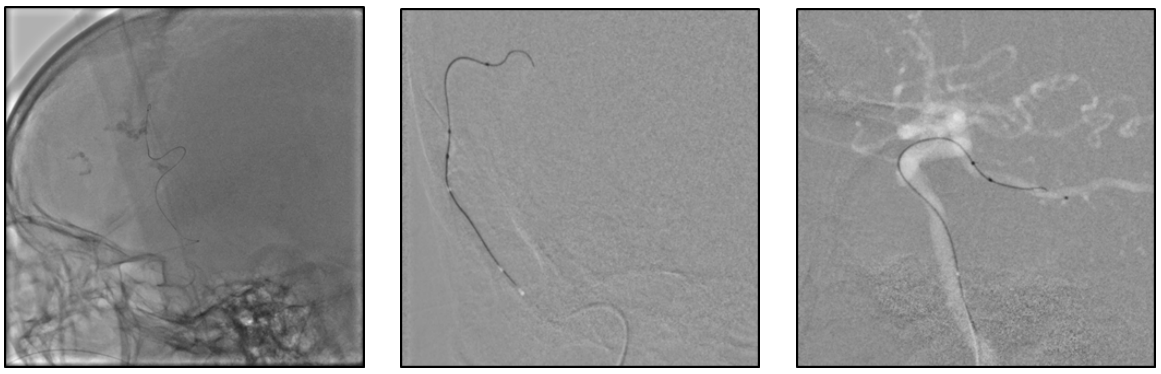
La Figure 2.1(a) montre un exemple sur une image fluoroscopique : soustraction temporelle (Figure 2.1(b)), filtrage (Figure 2.1(c)) et segmentation par simple seuillage et squelettisation (Figure 2.1(d)), point d'entrée de la reconstruction 3D stéréoscopique.

Ce chapitre s'articule de la manière suivante : la section 2.2 présente les trois modes de visualisation fluoroscopique et les pré-traitements associés, la section 2.3 détaille les techniques de filtrage par diffusion que nous avons utilisées, la section 4.4 montre les résultats de segmentation obtenus sur des données acquises sur fantômes et patients. Enfin nous discutons nos choix techniques et évoquons des pistes d'amélioration dans la dernière section 2.6.

## 2.2 Contexte

### 2.2.1 Les modes de visualisation fluoroscopiques

La Figure 2.2 illustre les trois modes de visualisation fluoroscopique que sont : la fluoroscopie (2.2(a)), la fluoroscopie soustraite (2.2(b)) et la fluoroscopie de roadmap(2.2(c)).



(a) Fluoroscopie (b) Fluoroscopie soustraite (c) Fluoroscopie de roadmap

FIGURE 2.2 – Les trois modes de visualisation possibles d'un micro-guide.

#### 2.2.1.1 La fluoroscopie

La fluoroscopie (Figure 2.2(a)) est un flux temps réel d'images rayons X où toutes les structures radio-opaques (os, tissus, outils ...) se superposent dans le champ de vue du détecteur. La particularité du mode fluoroscopie est que le flux contient beaucoup d'images dont chacune est acquise au plus faible niveau de radiation possible, ce qui correspond en pratique à des images très bruitées. Le niveau de bruit ne doit

pas empêcher l'œil de distinguer le contraste du micro-guide. L'expérience montre que cette tâche est plus facile si le bruit de fond est constant. Or le bruit est principalement d'origine quantique. Chaque intensité enregistrée suit une loi de Poisson, donc de variance et moyenne égales. Le bruit n'est par conséquent pas uniforme dans l'image puisque les zones plus denses présentent un bruit beaucoup plus élevé que les zones de plus faible densité. Un bruit de fond uniforme peut s'obtenir par un ensemble de transformées de stabilisation de la variance (VST - *Variance-Stabilizing Transformation*) [Bartlett, 1936, Anscombe, 1948, Murtagh et al., 1995].

Une transformée d'Anscombe ajustée pour que la dynamique de l'image originale, encodée sur 14 bits, passe à 12 bits est donc appliquée. Ensuite, un filtrage temporel optionnel (TNR - *Temporal Noise Reduction*) réduit le bruit par moyennage récursif du flux d'images de la séquence fluoroscopique. La dynamique de l'image est enfin encodée sur 8 bits pour l'affichage sur écran. Cet encodage appelé *Digital Range Management* (DRM) est adaptatif pour maximiser les contrastes entre fond anatomique et structures d'intérêts (guide ou vaisseaux). En pratique, bien que ces traitements non linéaires modifient la distribution du bruit, leur mise au point tend à respecter la contrainte de bruit de fond uniforme.

#### 2.2.1.2 La fluoroscopie soustraite

Le mode fluoroscopie soustraite élimine les structures anatomiques statiques dans le cerveau, faisant ainsi apparaître dans l'image soustraite uniquement le guide en mouvement en sombre sur un fond uniforme. Cette image s'obtient par un procédé de soustraction logarithmique qui nécessite l'acquisition d'une image dite masque dans laquelle le micro-guide n'est pas présent.

Pour tout pixel du détecteur où se projette le guide, on note $\mu_p$ l'atténuation traversée, et $\mu_g$ l'atténuation du micro-guide. On note $u_g$ l'image rayons X courante où le micro-guide est présent , $u_p$ l'image masque. On note $u_0$ le nombre de photons par pixel incidents et $\alpha$ un coefficient de normalisation.

$$\begin{cases} u_g &= \alpha u_0 \exp\left(-(\mu_p + \mu_g)\right) = u_p \exp\left(-\mu_g\right) \\ u_p &= \alpha u_0 \exp\left(-(\mu_p)\right) \end{cases} \tag{2.1}$$

Une soustraction logarithmique pixel à pixel permet d'avoir l'image de soustraction $u_s$ d'atténuation du micro-guide, quelles que soient la densité et l'épaisseur des structures anatomiques traversées.

$$u_s = \log(u_g) - \log(u_p) = -\mu_g \tag{2.2}$$

L'image affichée est proportionnelle à $\exp(-\mu_g)$ pour être homogène aux images non soustraites et fenêtrée de telle sorte que le fond nul corresponde au niveau de gris moyen et le guide aux niveaux de gris plus sombres.

L'application d'une transformée logarithmique n'est pas compatible avec la stabilisation de la variance et la soustraction amplifie le bruit. En négligeant l'atténuation du micro-guide, le bruit de l'image varie spatialement en fonction des structures contenues dans l'image masque.

#### 2.2.1.3 La fluoroscopie de roadmap

Pour mieux se repérer dans l'anatomie vasculaire, le neuroradiologue a la possibilité de fusionner la fluoroscopie soustraite à une image dite de *roadmap* où les vaisseaux statiques sont la seule information anatomique visible. Le micro-guide apparaît alors dans l'image de roadmap en sombre sur le fond blanc des vaisseaux.

Les caractéristiques de bruit de la fluoroscopie de roadmap sont les mêmes que celles de la fluoroscopie soustraite. L'image de roadmap est en effet acquise a priori à une dose plus élevée de façon à ce qu'elle n'ajoute pas un bruit significatif à la fluoroscopie soustraite.

#### 2.2.1.4 Hypothèse sur le bruit

Nous avons vu que les caractéristiques de bruit des images fluoroscopiques affichées ne sont pas uniformes sur le champ de vue du fait du traitement de rehaussement de l'objet d'intérêt, soit par DRM, soit par soustraction logarithmique. Ceci complique a priori le design d'un filtre s'il doit s'adapter aux variations locales du bruit. Nous pensons que ce problème ne doit cependant pas être exagéré. D'une part, il est tout à fait concevable d'effectuer la segmentation sur les images fluoroscopiques natives, avant DRM ou soustraction logarithmique, et procéder à une soustraction linéaire d'images de variance stabilisée par VST, ce qui aboutit bien à une image du guide seul sur un fond de bruit uniforme. D'autre part, cette non-uniformité est limitée, surtout dans le voisinage du micro-guide où doit se faire la segmentation. C'est pourquoi le filtrage proposé suppose un bruit uniforme bien qu'il ait été appliqué à des images pour lesquelles cette hypothèse n'était que partiellement valide.

### 2.2.2 Etat de l'art pour la segmentation d'un guide en fluoroscopie

La problématique de segmentation d'un guide dans des images fluoroscopiques remonte aux travaux de Palti-Wasserman [Palti-Wasserman et al., 1997] afin d'en déduire une analyse du mouvement de guide susceptible d'apporter des informations importantes sur la fonction myocardique au cours du traitement endovasculaire. Depuis, de nombreuses techniques de segmentation de guide ont été développées à des fins d'analyse contextuelle mais aussi de reconstruction 3D pour une aide à la navigation.

L'ensemble des techniques se décomposent en un pré-traitement qui fournit une image à partir de laquelle est effectuée l'extraction du guide.

#### 2.2.2.1 Pré-traitements

Deux types de pré-traitements sont appliqués.

Un premier type de pré-traitement vise à éliminer les structures anatomiques nativement présentes dans l'image par un procédé de soustraction. Le mode de visualisation en fluoroscopie soustraite (Sec. 2.2.1.2) en est un exemple. La soustraction suppose évidemment que le guide est en mouvement entre deux images successives. Néanmoins les techniques mises en œuvre varient en fonction de la partie du corps imagée selon que les structures anatomiques sont statiques (tête, membres inférieurs) ou déplacées par les battements cardiaques ou bien de la respiration (tronc). Si le fond anatomique peut être considéré statique on procède par soustraction directe du fond par une image masque acquise a-priori [SAM et al., 2003]. Lorsque l'on ne dispose pas d'une image masque on peut estimer le fond anatomique qui est statique durant la séquence et ainsi calculer une image masque. Dans [Zweng et al., 2015], plusieurs images successives d'une séquence sont ainsi utilisées pour estimer un masque modélisé par une matrice creuse de rang faible à l'aide d'une RPCA (*Robust-PCA*). Dans [Petković and Lončarić, 2010], le fond anatomique est modélisé selon un modèle de formation d'images rayons-X incluant également un modèle de bruit et un filtre de Kalman est utilisé pour en estimer les paramètres.

Un deuxième type de pré-traitement vise à améliorer le rapport contraste sur bruit - CNR (*Contrast-to-Noise Ratio*), typiquement par filtrage de l'image.

Les filtres passe-bas par convolution sont très efficaces pour réduire le bruit dans les régions uniformes de l'image mais au détriment des contours qui sont alors atténués et déplacés.

Les *edge-preserving filters* sont des filtres spatiaux ayant la capacité de réduire significativement le bruit dans les régions uniformes de l'image tout en préservant les contours des structures sans pour autant les débruiter. Parmi les plus connus on peut citer le filtre bilatéral [Tomasi and Manduchi, 1998] et les filtres de diffusion non-linéaires introduits par [Perona and Malik, 1990] (voir [Pal et al., 2015] pour une revue récente sur le sujet). Alternativement les *edge-enhancing filters* agissent directement sur le signal en le réhaussant. Une telle stratégie est très populaire dans le contexte de la segmentation d'un guide.

Parmi l'ensemble des filtres de rehaussement de structures curvilignes disponibles, [Bismuth et al., 2009] propose d'en retenir trois : un filtre orientable [Jacob and Unser, 2004] (également utilisé par [Lessard et al., 2009] pour la segmentation de guide en biplan), un filtre orienté tournant (également utilisé par [Wagner et al., 2015]) et un filtre basé sur le hessien [Frangi et al., 1998] (utilisé entre autres par [SAM et al., 2003, Lessard et al., 2010, Spiegel et al., 2009]). La conclusion de son étude dans le cadre de la détectabilité d'un guide en fluoroscopie cardiaque (donc sans soustraction) est que les filtres orientés tournants sont les plus adaptés pour segmenter des guides présentant un faible CNR et de faibles courbures tandis que les filtres basés hessien sont plus robustes à la présence de fortes courbures. Le filtre orientable a montré en revanche une moins bonne capacité de détection que les deux autres type de filtre.

Le *coherence enhancing diffusion filter* (CED) de Weickert [Weickert, 1996] est un filtre de diffusion anisotropique très populaire pour le rehaussement de structures curvilignes. Il est néanmoins peu cité dans notre contexte. Dans [SAM et al., 2003] on trouve que sur des résultats de segmentation quantitatifs une image fluoroscopique pré-traitée par filtrage CED améliore la robustesse de l'algorithme. Le problème du temps calcul a été évoqué [Wagner et al., 2015]. Il existe cependant des schémas calculatoires permettant d'implémenter efficacement ces filtres de diffusion [Weickert et al., 1998, Chan and Mulet, 1999, Weickert and Scharr, 2002]. Dans [Slabaugh et al., 2007], les auteurs montrent qualitativement sur une image fluroscopique d'un guide l'avantage d'utiliser un filtre basé sur la congruence de phase [Kovesi, 1999], réputé robuste aux changements de contraste, par rapport aux filtres chapeau mexicain [Palti-Wasserman et al., 1997] et CED.

#### 2.2.2.2 Extraction du guide

Idéalement, puisque le guide est de diamètre constant, un simple seuillage doit suffire à le segmenter dans l'image filtrée. Cependant, si 1) Le CNR n'a pas suffisamment été amélioré ou si 2) l'image comporte d'autres structures curvilignes que le guide alors il n'existe pas de seuil permettant de séparer le signal du guide du reste de l'image (on parle ici de détectabilité ou de capacité de détection du guide [Bismuth et al., 2009]). Un processus d'extraction plus sophistiqué doit alors être mis en œuvre en utilisant des contraintes supplémentaires. Ces contraintes peuvent être (1) interactives, l'utilisateur spécifie un point du guide dans l'image [Hoffmann et al., 2012], (2) temporelles, la segmentation obtenue dans l'image précédente est utilisée pour initialiser une recherche dans l'image courante [Lessard et al., 2010], ou encore (3) structurelles [Spiegel et al., 2009], la forme attendue est modélisée par exemple par une courbe ouverte.

Nous regroupons les techniques d'extraction d'un guide dans une image filtrée selon trois grandes approches :

— Les méthodes par groupements répondent au problème d'un CNR trop faible et consistent à sélectionner par seuillage un premier ensemble de fragments de courbes qui sont ensuite triés selon un critère géométrique et/ou image afin de constituer une unique courbe qui correspond alors à la segmentation du guide. Dans [Lessard et al., 2008], des fragments de courbes sont obtenus par seuillage d'une image fluoroscopique non-soustraite préalablement rehaussée par un filtre basé hessien, puis, ces fragments sont élagués à l'aide d'un critère de rejet basé sur une estimation de l'épaisseur du guide a priori connue et de l'intensité supposée varier continument le long du guide. Les fragments restants sont alors reconnectés à l'aide d'un critère d'alignement. Dans [Spiegel et al., 2009], un ensemble de squelettes est extrait au sein d'une région d'intérêt d'une image de roadmap préalablement soustraite puis rehaussée par un filtre basé hessien. Après avoir avoir été seuillés selon leur taille, les squelettes sont convertis en un ensemble de fragments de courbes. Une méthode incrémentale reconnecte un sous-ensemble de ces fragments en une unique courbe B-spline selon un critère combinant la réponse du hessien et la localisation par seuillage d'Otsu des vaisseaux dans l'image de roadmap. La longueur et la courbure de la B-spline globale sont utilisées uniquement lorsque le critère de connexion n'est pas suffisamment discriminant.

  Dans un contexte d'imagerie cardiaque en fluoroscopie où de nombreuses structures curvilignes autres que le guide sont naturellement présentes dans l'image, des méthodes plus complexes par

groupement hiérarchique [Barbu et al., 2007, Wang et al., 2009, Honnorat et al., 2010] sont mises en œuvre en faisant également appel à des méthodes d'apprentissage.

— Les méthodes de suivi spatial (*tracking*) reposent sur le concept de chemin. Elles nécessitent soit de spécifier un point du guide soit ses extrémités. Dans [Lessard et al., 2009], un des points spécifiés est déplacé dans la direction donnée par un filtre orientable. Le chemin qui en résulte correspond alors à la segmentation du guide. Dans [Heibel et al., 2013], un plus court chemin entre les deux extrémités du guide est obtenu par optimisation discrète des points de contrôle d'une courbe B-spline selon un critère qui tient compte à la fois de la réponse du hessien et de la longueur de la courbe. Dans [Hoffmann et al., 2012], le point sélectionné appartient à un cathéter d'électrophysiologie dont l'extrémité distale a la forme d'une ellipse. Un algorithme évolutionnaire cherche le plus court chemin sur un graphe de connectivité de l'ensemble des structures de l'image extraites sous la forme de squelettes.

— Les méthodes de suivi temporel utilisent au sein d'une séquence la segmentation obtenue dans l'image précédente pour initialiser la recherche du guide dans l'image courante. Dans [Baert et al., 2000], l'algorithme est initialisé par une courbe B-spline qui subit dans un premier temps un déplacement décrit par une transformation rigide obtenue par *template-matching* et qui dans un deuxième temps, est optimisée afin de pouvoir prendre en compte les déformations non rigides du guide lorsqu'il se déplace dans un vaisseau. Dans [Lessard et al., 2010], une technique de *ribbon morphing* est utilisée pour compenser les mouvements translationnels du guide dans l'image. Cette technique transforme un ruban englobant le guide courbe en un ruban droit. Le guide apparaît alors comme parallèle au guide détecté dans l'image précédente à condition qu'il n'ait pas été déformé entre temps. Dans [Pauly et al., 2010], un modèle d'apprentissage du mouvement du guide dans une séquence fluoroscopique est obtenu par une B-spline à partir d'une position initiale.

#### 2.2.2.3 Discussion sur la stratégie de segmentation envisagée

Dans la problématique plus spécifique de segmentation d'un guide en imagerie biplan, les hypothèses de continuité et d'unicité sont généralement faites en 3D où elles sont toujours vérifiées. Plusieurs techniques [Lessard et al., 2009, Bender et al., 1999] proposent ainsi d'alterner reconstruction 3D et segmentation en avançant progressivement le long du guide dans les deux images. Bien que ces méthodes aient démontré une certaine robustesse à des configurations singulières du guide en projection, elles nécessitent néanmoins une interaction utilisateur pour initialiser la position du premier point pour le suivi. Les méthodes de suivi temporel permettant d'initialiser la segmentation de l'image courante à partir de la segmentation obtenue dans l'image précédente atteignent leurs limites dès lors que le guide change brutalement de configuration. En effet, le guide est généralement en tension dans les artères tortueuses ou lorsque le neuroradiologue tente de prendre une bifurcation ce qui peut entraîner des changements de position brusques en 3D et donc de forme du guide dans l'image.

Nous cherchons à proposer une méthode de segmentation en vue d'une reconstruction 3D automatique du guide en biplan qui soit adaptée aux formes de courbes complexes qui sont souvent rencontrées dans le contexte de la neuroradiologie interventionnelle et pour laquelle aucune initialisation n'est nécessaire. Nous nous limitons donc à un algorithme permettant d'extraire des structures curvilignes sous la forme de squelette dans une image dont l'anatomie du fond a été soustraite et filtrée de sorte que son extraction soit simple. Nous réservons cette analyse du guide en tant que courbe globale à l'étape de reconstruction 3D qui nous permettra plus naturellement de faire usage des contraintes de régularité et d'unicité sur la courbe en 3D. Notre objectif dans ce chapitre est donc de fournir un algorithme de segmentation permettant de limiter autant que possible les fausses détections tout en cherchant à récupérer le guide en entier. Après soustraction, le guide étant l'unique structure curviligne présente dans l'image, nous nous concentrons donc sur la mise en œuvre d'une technique de filtrage de l'image qui soit adaptée aux structures curvilignes et au bruit présent dans l'image.

## 2.3 Méthode de segmentation d'un guide

### 2.3.1 Soustraction

Quel que soit le mode fluoroscopique, nous nous ramenons à une problématique de segmentation d'un unique objet curviligne (le guide) apparaissant sur un fond constitué uniquement de bruit. Pour le mode fluoroscopie soustraite, le micro-guide est l'unique signal sur fond bruité. Le mode fluoroscopie requiert une soustraction des structures anatomiques, et le mode fluoroscopie roadmap une soustraction de la carte des vaisseaux. Dans ce dernier cas, il n'y pas de confusion possible entre les vaisseaux (en clair) et le guide (en sombre), mais elle simplifie l'estimation du bruit. Pour cela nous créons une image masque $u_m$ en moyennant les $N$ premières images de la séquence suivi d'une soustraction linéaire de ce masque avec l'image courante $u_g$. Cela nous permet ainsi de ne pas propager le bruit du masque dans l'image à segmenter, ni d'en changer sa distribution. Dans la plupart de nos séquences cliniques nous avons pu créer ainsi une image masque où le micro-guide est, soit absent dans l'image masque, soit localisé dans un région de l'image différente de la région dans laquelle se trouve le micro-guide dans l'image courante à segmenter. Les exceptions seront indiquées.

### 2.3.2 Réduction du bruit par diffusion tensorielle

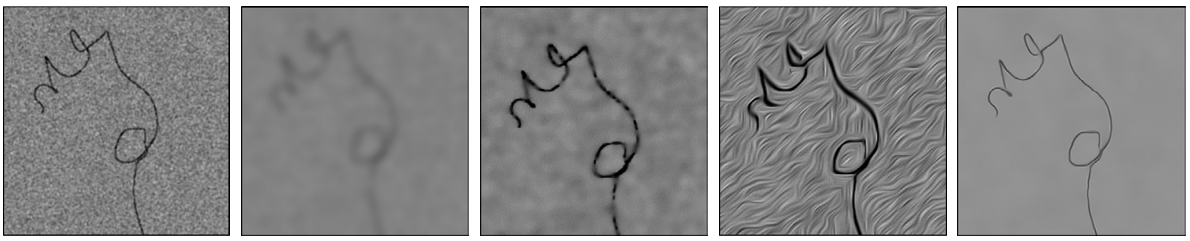
Notre objectif est d'améliorer suffisamment le CNR qui ici est égal au rapport signal sur bruit de l'image pour permettre d'extraire le guide par seuillage simple. Pour ce faire, nous construisons un nouveau filtre de diffusion tensorielle dédié à nos images de fluoroscopie.

#### 2.3.2.1 Filtrage par diffusion

Le filtrage par diffusion calcule la diffusion de la chaleur pendant en temps $T$ sur une image $u$ dont les niveaux de gris sont assimilés à des températures. L'image filtrée par diffusion est alors définie comme la solution de l'équation (2.3)

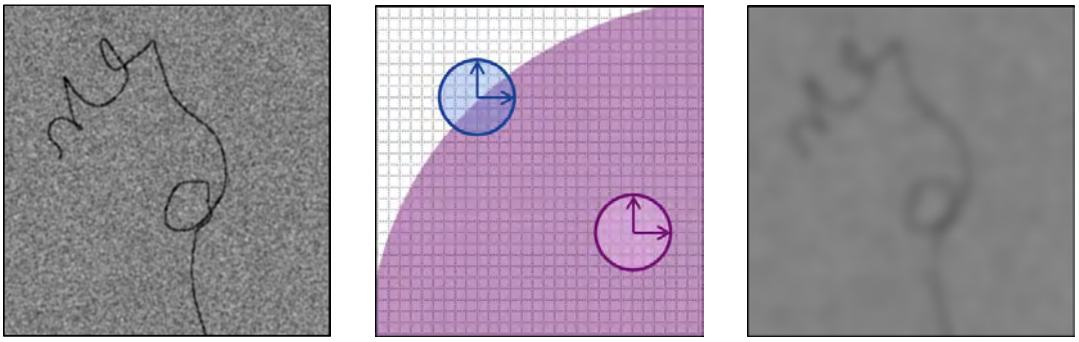
$$\partial_t u = \mathrm{div}(D.\nabla u) \tag{2.3}$$

où le tenseur de diffusion $D$ est une matrice de taille $2 \times 2$ qui permet à la fois de diriger et de moduler l'intensité de la diffusion. Les figures 2.3(b),2.3(c),2.3(d) et 2.3(e) montrent le résultat d'une opération de filtrage par diffusion effectuée avec quatre tenseurs $D$ possibles : $D_{\mathrm{G}}$ un tenseur de diffusion linéaire homogène, $D_{\mathrm{NLD}}$ un tenseur de diffusion non-linéaire isotrope, $D_{\mathrm{CED}}$ le tenseur de diffusion non-linéaire monodirectionnel de Weickert et enfin $D_{\mathrm{NLAD}}$ le tenseur de diffusion anisotrope que nous proposons.



(a) Image initiale (b) $D_{\mathrm{G}}$ (c) $D_{\mathrm{NLD}}$ (d) $D_{\mathrm{CED}}$ (e) $D_{\mathrm{NLAD}}$

Figure 2.3 – 2.3(a) Image synthétique d'une structure curviligne tortueuse bruitée par un bruit Gaussien. 2.3(b) Image filtrée par un filtre de diffusion linéaire homogène. 2.3(c) Image filtrée par le filtre de diffusion non-linéaire isotrope NLD de Perona-Malik.2.3(d) Image filtrée par le filtre de diffusion non-linéaire monodirectionnel de Weickert (Coherent Enhancing Diffusion).



(a) Image initiale (b) Tenseur de diffusion (c) Diffusion avec $D_{\mathrm{G}}$

FIGURE 2.4 – Impact d'un filtrage par diffusion linéaire homogène d'une structure curviligne sur fond bruité.

**Diffusion linéaire homogène :** Choisir un tenseur de diffusion $D_{\mathrm{G}}$ égal à l'identité en tout point de l'image (Figure 2.3(b)) produit une diffusion uniforme dite également homogène. L'équation de la diffusion (2.3) devient simplement :

$$\begin{cases} \partial_t u = & \Delta u \\ u(x,0) = & u_0(x) \end{cases} \tag{2.4}$$

On montre [Hellwig, 1977] que l'image $u$ solution de (2.4) est le résultat d'une convolution de l'image initiale $u_0$ par un noyau gaussien $K_\sigma$ d'écart type $\sigma = \sqrt{2T}$ où $T$ est le temps de diffusion qui définit la force du filtrage.

Le schéma de la Figure 2.4(b) illustre un cas simple de diffusion linéaire homogène. L'image de la Figure 2.4(c) est le résultat du filtrage de l'image de la Figure 2.4(a) par diffusion linéaire homogène. Le bruit présent dans l'image initiale a bien été filtré, tout comme la structure curviligne qui n'a par conséquent pas été préservée.

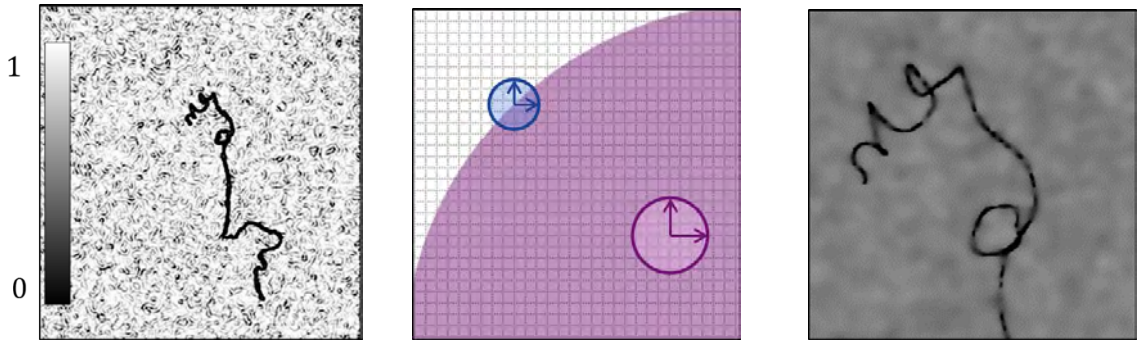
**Diffusion non-homogène :** La diffusion est dite *non-homogène* lorsqu'en chaque point de l'image le tenseur de diffusion dépend des caractéristiques de l'image. En chaque point de l'image, le tenseur de diffusion associé est le tenseur identité $D_{\mathrm{G}}$ pondéré par un coefficient de diffusion $\lambda$ calculé en fonction des caractéristiques de l'image estimées en ce point. Les modèles de diffusion non-homogènes modulent localement la diffusion pour préserver des structures soit identifiées a-priori (diffusion non-homogène linéaire), soit et plus particulièrement identifiées simultanément au débruitage (diffusion non-homogène non-linéaire). La qualité du filtrage dépend alors d'une bonne estimation du bruit dans l'image.

#### 2.3.2.2 Diffusion scalaire de Perona et Malik

Historiquement le premier filtre de diffusion non-linéaire non-homogène a été proposé par Perona et Malik [Perona and Malik, 1990] en prenant un tenseur de diffusion de la forme

$$D_{\mathrm{NLD}} = \lambda(|\nabla u|^2) \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{2.5}$$

où $\lambda$ est une fonction de diffusivité comprise entre 0 et 1 qui dépend du gradient de l'image noté $\nabla u$.




(a) Carte de diffusivité : $\lambda(|\nabla u|^2)$ (b) Tenseur de diffusion $D_{\text{NLD}}$ (c) Diffusion avec $D_{\text{NLD}}$

FIGURE 2.5 – Impact d'un filtrage par diffusion non-linéaire non-homogène d'une structure curviligne sur fond bruité.

Les deux formulations (2.6) et (2.7) de la fonction de diffusivité $\lambda$ proposées dans [Perona and Malik, 1990] permettent de distinguer une zone uniforme de l'image d'une structure via le paramètre $c$. Ce paramètre agit comme un seuil sur le module du gradient au-delà duquel la diffusion est fortement limitée. Pour du débruitage, il introduit l'information de bruit en deçà duquel celui-ci est filtré et au-dessus duquel le signal est préservé.

$$\lambda(|\nabla u|^2) = \exp\big(-(|\nabla u|/c)^2\big) \quad (c > 0) \tag{2.6}$$

$$\lambda(|\nabla u|^2) = \frac{1}{1 + (|\nabla u|/c)^2} \quad (c > 0) \tag{2.7}$$

L'image de Figure 2.5(c) correspond à une version filtrée de l'image de la Figure 2.4(a) utilisant le tenseur de diffusion $D_{\text{NLD}}$. Le bruit présent dans l'image initiale a bien été filtré et la structure curviligne a été partiellement préservée. En effet, le CNR est faible et la structure curviligne est elle-même bruitée ce qui peut amener le filtre à l'atténuer localement. Bien que le fond puisse être convenablement débruité, le guide ne peut pas être extrait par un seuillage simple.

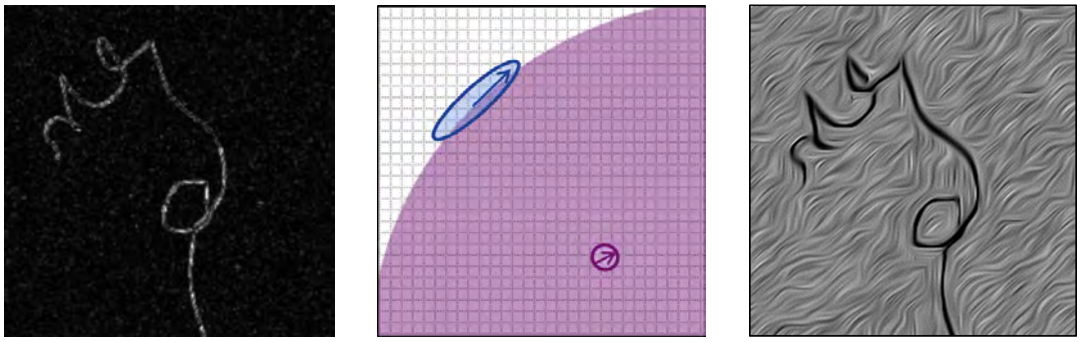
#### 2.3.2.3 Diffusion tensorielle de Weickert

Le modèle de diffusion non-linéaire de Perona et Malik a été repris par Weickert [Weickert, 1996] dans une formulation intégrant l'information d'anisotropie locale des structures dans l'image. Plus particulièrement, la *Coherence-Enhancing Diffusion* (CED) [Weickert, 1999] permet d'orienter le filtrage dans la direction orthogonale au gradient donc le long des structures curvilignes pour un guide. Le tenseur de diffusion $D_{\text{CED}}$ est de la forme :

$$D_{\text{CED}} = U_\theta \begin{pmatrix} \alpha & 0 \\ 0 & \lambda_2(\kappa) \end{pmatrix} U_{-\theta} \tag{2.8}$$

où $U_\theta$ est une matrice $2 \times 2$ de rotation telle que le filtrage ait pour diffusivité $\alpha = 0.001$ dans la direction $\theta$ ce qui limite la diffusion et une diffusivité $\lambda_2(\kappa)$ dans la direction $\theta^\perp$.
Pour définir $\theta$ et $\lambda_2$ Weickert utilise un tenseur de structure calculé suivant

$$J_\rho(\nabla u_\sigma) = K_\rho * (\nabla u_\sigma \nabla u_\sigma^T) \tag{2.9}$$



(a) Carte de diffusivité : $\lambda_2(\kappa)$ (b) Tenseur de diffusion $D_{\text{CED}}$ (c) Diffusion avec $D_{\text{CED}}$

FIGURE 2.6 – Impact d'un filtrage CED d'une structure curviligne sur fond bruité.

où $u_\sigma = K_\sigma * u$, une version lissée de l'image $u$ et $K_\rho$ est une gaussienne d'écart-type $\rho$ qui a pour effet de moyenner les informations d'orientation locale. Les valeurs propres $(\mu_1, \mu_2)$ de $J_\rho$ sont telles que $\mu_1 > \mu_2 > 0$.

En observant que sur les zones de contour $\mu_1 >> \mu_2$, Weickert capture cette information en définissant une mesure de cohérence $\kappa = (\mu_1 - \mu_2)^2$. La base des vecteurs propres définit une rotation $U_\theta$ telle que le vecteur propre associé à $\mu_1$ est orthogonal au contour tandis que celui associé à $\mu_2$ est tangent au contour et défini donc la direction souhaitée du filtrage.

On note que les valeurs de $\kappa$ sont élevées sur un contour tel que $\kappa < \mu_1^2 + \mu_2^2 = ||\nabla u_\sigma||^2$. Dans les zones uniformes, la valeur de $||\nabla u_\sigma||^2$ est petite et donc la valeur de $\kappa$ aussi. La valeur de $\lambda_2$ est alors définie en fonction de la cohérence $\kappa$ comme :

$$\lambda_2(\kappa) = \begin{cases} \alpha & \text{, si } \kappa = 0 \\ \alpha + (1-\alpha)\exp\left(\frac{-C}{\kappa}\right) & \text{, sinon} \end{cases} \tag{2.10}$$

Dans Eq. 2.10, le coefficient $C > 0$ sert de paramètre de seuil sur la mesure de cohérence. Au delà du seuil $C$, la diffusivité $\lambda_2(\kappa)$ dans la direction cohérente croît très rapidement vers 1 qui est sa valeur maximum.

Ce modèle de diffusion monodirectionnel permet comme le montre la Figure 2.6(c) de lisser le bruit présent au sein même de la structure curviligne. Néanmoins ce filtrage transforme le bruit présent dans le fond uniforme de l'image en sillons curvilignes ce qui n'est pas souhaitable pour notre application.

#### 2.3.2.4 Diffusion adaptative pour un guide

Nous souhaitons appliquer un tenseur de diffusion anisotrope dont le comportement est de type débruitage (diffusion homogène ou de Perona-Malik) dans le fond de l'image et de type rehaussement (CED de Weickert) dans le guide. À la manière de Weickert nous nous basons sur une analyse du tenseur de structure diagonalisé pour définir un tenseur de diffusion $D_{\text{NLAD}}$ adapté à nos besoins.

Le point clé est que le guide est une structure pour laquelle, en tout point, la cohérence est forte. Nous identifions a contrario le fond bruité comme caractéristique d'une mesure de cohérence $\kappa$ faible.

$$\lim_{\kappa \to 0} \lambda_1(\kappa) = \lim_{\kappa \to 0} \lambda_2(\kappa) = 1$$

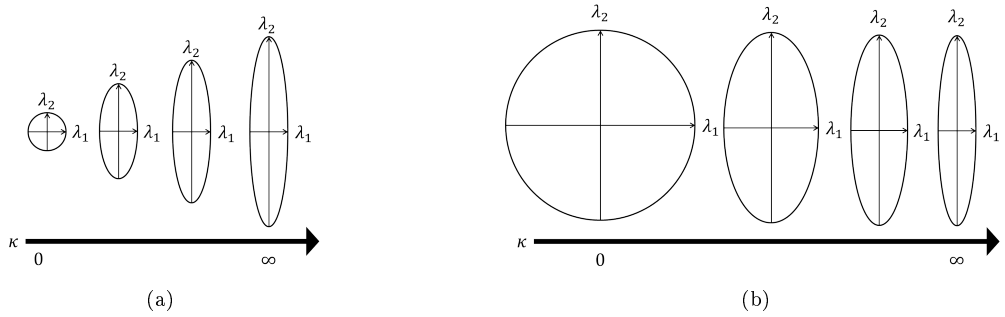



FIGURE 2.7 – Représentation schématique de la forme d'un tenseur de diffusion au fur et à mesure que la mesure de cohérence $\kappa$ augmente (ie de gauche à droite) où $\lambda_2$ indique la direction cohérente. (a) Forme des tenseurs de diffusion selon le modèle CED de Weickert ($\forall\kappa\ \lambda_1 = \alpha = 0.001$). (b) Forme des tenseurs selon notre modélisation ($\forall\kappa\ \lambda_2 = 1$)

Le comportement au sein du guide est celui défini par la CED de Weickert (2.10) où $\alpha$ est une constante ayant pour valeur 0.001.

$$\lim_{\kappa\to\infty} \begin{cases} \lambda_1(\kappa) &= \alpha \\ \lambda_2(\kappa) &= 1 \end{cases}$$

Afin d'obtenir l'alternance des comportements décrits ci-dessus, nous choisissons un tenseur de diffusion défini par l'Équation 2.11.

$$\begin{aligned} \lambda_1(\kappa) &= \alpha + (1-\alpha)\exp\Big(-\frac{\kappa}{C}\Big) \\ \lambda_2 &= 1 \end{aligned} \tag{2.11}$$

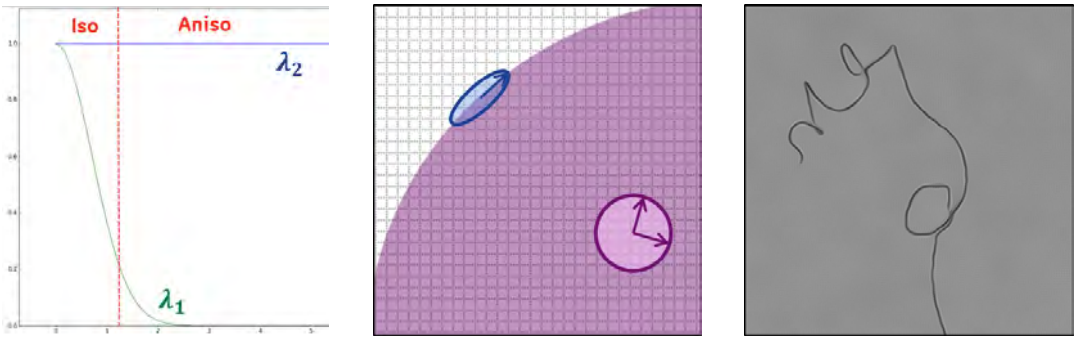
Le paramètre $C > 0$ sert ici aussi de seuil sur la mesure de cohérence permettant de définir un régime isotrope et un régime anisotrope comme l'illustre la Figure 2.8(a). On voit que $\lambda_1 \to \alpha$ lorsque $C \to 0$.

Le tenseur de diffusion $D_{\mathrm{NLAD}}$ est alors de la forme

$$D_{\mathrm{NLAD}} = U_\theta \begin{pmatrix} \lambda_1(\kappa) & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} U_{-\theta} \tag{2.12}$$

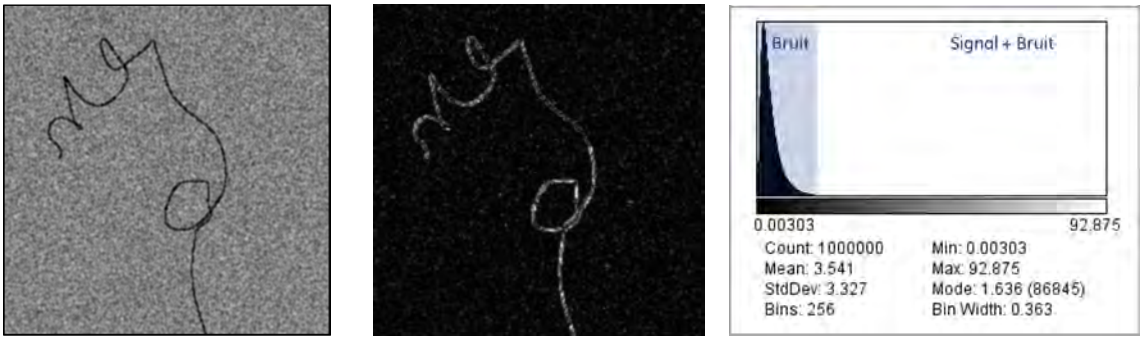
Nous montrons schématiquement sur la Figure 2.7(b) la forme des tenseurs de diffusion proposés en comparaison de ceux issus de la CED de Weickert sur la Figure 2.7(a). Dans la CED de Weickert, la forme du tenseur reste toujours directionnelle du fait de $\lambda_1 = 0.001$ mais avec une force différente modulée par la valeur de $\lambda_2$ qui lorsqu'elle est de l'ordre de $\lambda_1$ empêche la diffusion. Notre tenseur induit un filtrage toujours maximal dans la direction cohérente et nous jouons sur la valeur de $\lambda_1$ pour basculer le comportement du filtre entre isotrope et anisotrope.

La Figure 2.8 illustre ce comportement. On voit sur la Figure 2.8(a) le graphe de $\lambda_1$ et $\lambda_2$ en fonction de la différence des valeurs propres du tenseur de structure ($\mu_1 - \mu_2$). Nous verrons dans la Sec. 2.3.2.5 qu'il est possible d'agir sur la démarcation (fictive) entre le régime isotrope et le régime anisotrope représentée




(a) Graphes de $\lambda_1(\sqrt{\kappa})$ et $\lambda_2(\sqrt{\kappa})$ (b) Tenseur de diffusion $D_{\text{NLAD}}$ (c) Diffusion avec $D_{\text{NLAD}}$

FIGURE 2.8 – Filtrage d'une image comportant une structure curviligne sur fond bruité avec le modèle de diffusion proposé.




(a) (b) (c)

FIGURE 2.9 – (a) Image des intensités (b) Image de la différence des valeurs propres $(\mu_1 - \mu_2)$ (b) Histogramme de l'image de la différence des valeurs propres $(\mu_1 - \mu_2)$.

par la ligne pointillée rouge en modifiant le paramètre $C$ dans l'expression de $\lambda_1$. La Figure 2.8(c) montre une image filtrée par notre modèle de diffusion anisotrope (l'image non filtrée correspondante est celle de la Figure 2.4(a)).

#### 2.3.2.5 Paramétrisation

Dans le cas d'une image d'une structure curviligne sur un fond uniforme non bruité (nul dans notre cas) on s'attend à avoir une valeur de $(\mu_1 - \mu_2)$ qui est nulle dans le fond et non-nulle dans la structure curviligne. Choisir une valeur de $C$ qui est de l'ordre de la valeur du fond dans l'image de la différence des valeurs-propres (dans notre cas très proche de 0) permet d'obtenir un tenseur directionnel tel que celui de droite dans la Figure 2.7(b), dès lors que la structure curviligne est contrastée dans l'image. Cependant nous travaillons sur des images bruitées ce qui impliquent que les gradients mesurés dans le fond de l'image sont non nuls. On observe ainsi (Figure 2.9(a)) que l'image de la différence des valeurs propres est également bruitée (Figure 2.9(b)). On peut visualiser sur la figure (Figure 2.9(c)) l'histogramme de cette image qui représente alors la distribution des valeurs de $(\mu_1 - \mu_2)$ où le pic observé correspond au bruit du fond et où le signal correspondant au guide est étalé dans la partie droite de l'histogramme et peut être mélangé avec du bruit de fond.

Afin d'obtenir un filtre qui soit robuste à la présence de bruit dans les images nous avons choisi d'adapter le paramètre $C$ du tenseur de diffusion en estimant le bruit directement dans l'image de la différence de valeurs propres du tenseur de structure. Ce bruit peut être interprété en terme de variance $\sigma_x^2$ ou bien d'écart-type $\sigma_x$ de la distribution de la différence des valeurs propres.

**Choix 1 :** Une première possibilité pour intégrer l'information de bruit dans le calcul de $\lambda_1$ consiste à identifier l'expression de $\lambda_1$ avec une gaussienne d'écart-type $\sigma_x$ (on néglige la constante $\alpha = 0.001$ dans l'expression de $\lambda_1$). Le paramètre $C$ est alors associé à la variance $\sigma_x^2$ du bruit :

$$C = 2\sigma_x^2 \tag{2.13}$$

Le rapport $\frac{\mu_1 - \mu_2}{\sigma_x}$ représente le rapport signal-sur-bruit (SNR) dans l'image de la différence des valeurs propres. Ainsi pour ce choix de $C$, la valeur de $\lambda_1$ diminue exponentiellement en fonction du carré du SNR.

**Choix 2 :** Une deuxième possibilité consiste à considérer l'écart-type du bruit plutôt que sa variance. A niveau de bruit égal, la valeur de $\lambda_1$ décroît donc beaucoup plus rapidement qu'avec le choix 1.

$$C = \sigma_x \tag{2.14}$$

Nous comparons en Sec. 2.3.4.2 ces deux stratégies pour $C$ et pour différents niveaux de bruit dans l'image. Nous verrons alors que considérer l'écart-type du bruit (choix 2) plutôt que la variance (choix 1) est plus adapté à notre problème.

### 2.3.3 Extraction du micro-guide dans une image filtrée

Une fois l'image filtrée, l'étape suivante consiste à la seuiller pour obtenir une image binaire qui contient le guide. Une opération de squelettisation nous permet ensuite de transformer les composantes connexes résultant du seuillage en chaînes de pixels.

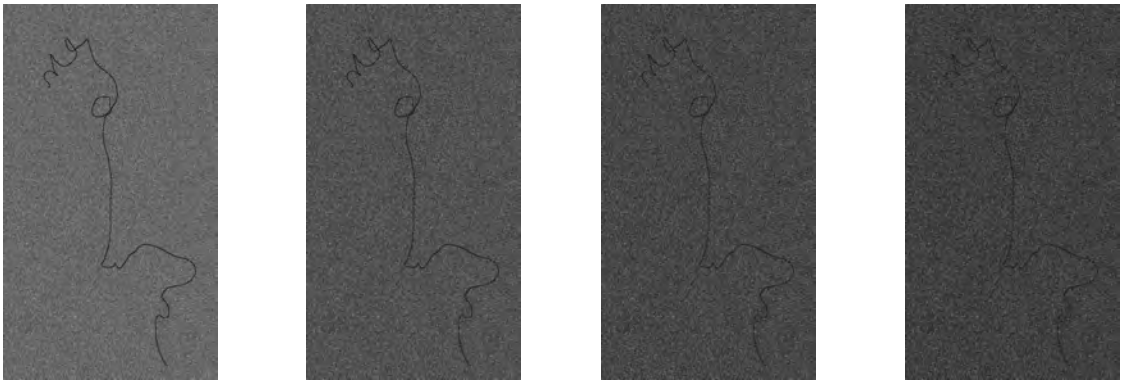
#### 2.3.3.1 Seuillage

Le filtre utilisé aboutit au bout d'un temps long de diffusion à une image quasiment segmentée ne contenant qu'un petit nombre de niveaux de gris non nuls pour le guide et zéro pour le fond bruité de moyenne nulle. En pratique nous diffusons sur un temps limité afin de satisfaire la contrainte d'une segmentation (et reconstruction) temps-réel. Il est donc nécessaire de trouver un seuil de détection $S_f$ sur les intensités filtrées non-nul qui permette de limiter au mieux le nombre de fausses détections pouvant être dues au bruit restant dans l'image.

Nous estimons une valeur du seuil $S_f$ à partir d'une analyse de la distribution du bruit dans l'image filtrée. On définit alors un seuil $S_f$ en fonction de $\mu_f$ la moyenne de l'image filtrée et de $m_f$ fois son écart type $\sigma_f$.

$$S_f = \mu_f + m_f \times \sigma_f \tag{2.15}$$

Nous déterminons expérimentalement en Sec. 2.3.4.3 une valeur optimale du paramètre $m_f$ relativement au niveau de bruit résiduel dans l'image.



(a) (b) (c) (d)

FIGURE 2.10 – Images de synthèse d'un micro-guide générées pour les différents niveaux de bruit avec un contraste de 20 entre le fond et la structure curviligne. (a) $\sigma_b = 3$ (b) $\sigma_b = 5$ (c) $\sigma_b = 7$ (d) $\sigma_b = 9$

#### 2.3.3.2 Élagage des composantes superflues

Le seuillage du guide peut parfois être fractionné en plusieurs endroits, particulièrement au niveau d'une intersection lorsque le guide forme une boucle dans l'image ou bien lorsque le guide prend de fortes courbures. C'est aussi le cas en condition clinique suite à un petit bougé patient [1] entre le moment de l'acquisition de l'image masque et celui de l'image courante. A l'issue de l'étape de seuillage, nous effectuons une opération de squelettisation. Mais prendre pour résultat de la segmentation uniquement la plus grande composante est risqué car la partie distale du guide qui est la partie importante cliniquement peut manquer. A contrario retenir la totalité des squelettes peut inclure un nombre élevé de composantes superflues.

Nous conservons uniquement les composantes ayant une taille minimum $p = 15$ pixels. Nous avons aussi testé le critère tel que seules les composantes pour lesquelles $p \geq 15$ parmi les trois plus grandes sont retenues.

Gardons à l'esprit que l'algorithme de reconstruction 3D par mise en correspondance développé dans le chapitre 4 permet dans une certaine mesure de gérer la présence de structures superflues au prix d'une combinatoire plus élevée.

### 2.3.4 Optimisation des paramètres

L'algorithme proposé comporte un certain nombre de paramètres libres qu'il est nécessaire de fixer. Nous avons d'une part les paramètres $\sigma$ et $\rho$ utilisés dans le filtrage de diffusion pour estimer le tenseur de structure $J_\rho$ (Équation 2.9) et le paramètre $m_f$ associé au seuillage (Sec. 2.3.3.1).

#### 2.3.4.1 Génération des images de synthèse

Nous proposons d'optimiser chacun de ces trois paramètres pour différents niveaux de bruit $\sigma_b$. Pour cela nous générons une image de synthèse de taille $400 \times 700$ dans laquelle figure une structure curviligne obtenue par projection de la ligne centrale d'un vaisseau tortueux approximé en 3D par une courbe B-spline. Cette courbe 3D représente une distance parcourue de 20 cm au sein de vaisseaux tortueux permettant de générer une courbe 2D suffisamment longue (1630 pixels) pour être représentative des différentes formes que peut prendre un guide dans l'image. Nous avons utilisé une matrice de projection correspondant à une véritable configuration d'arceau choisie par un neuroradiologue au cours d'une intervention afin de générer une structure curviligne dont les formes sont à une échelle comparable à celui

1. Il existe des techniques standard de recalage rigide comme le *pixel-shift* permettant de palier ce problème mais que nous n'avons pas mises en œuvre ici.

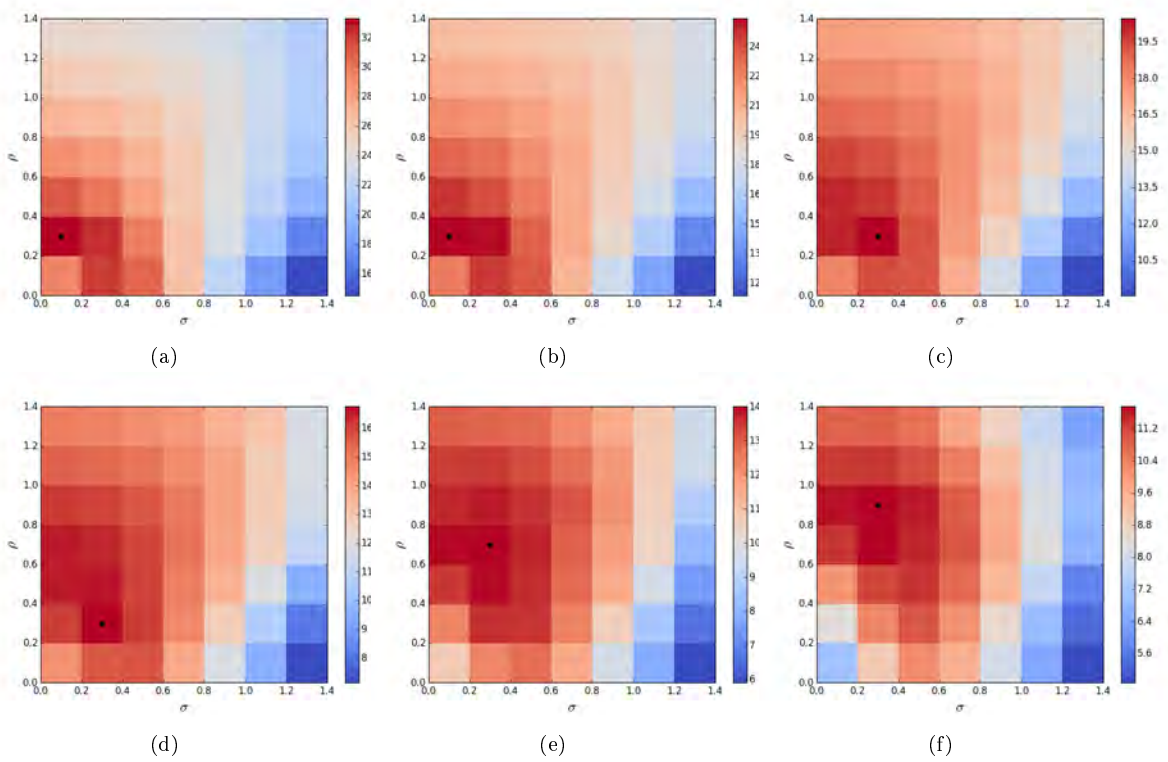


FIGURE 2.11 – Valeur du CNR dans l'image filtrée en fonction des paramètres $\sigma$ et $\rho$ du filtre pour des niveaux de bruit $\sigma_b$ différents. (a) $\sigma_b = 3$ (b) $\sigma_b = 4$ (c) $\sigma_b = 5$ (d) $\sigma_b = 6$ (e) $\sigma_b = 7$ (f) $\sigma_b = 8$. Les coordonnées du point noir indiquent le paramétrage donnant la plus grande valeur de CNR (ie la meilleure valeur)

d'un guide dans l'image.

La structure curviligne ainsi obtenue est placée dans une image nulle avec un contraste $c_0 = 20$, ce qui est représentatif du contraste d'un guide en fluoroscopie soustraite. Afin de modéliser l'atténuation décroissante d'un guide de rayon $r$ à mesure que l'on s'éloigne de son centre, nous dégradons la résolution de l'image par un filtrage gaussien de largeur à mi-hauteur $2r$.

Nous ajoutons un bruit gaussien d'écart-type $\sigma_b$. Dans ce qui suit, nous avons considéré 7 niveaux de bruit différents allant de $\sigma_b = 3$ pour le cas le moins bruité $\sigma_b = 9$ pour le cas le plus bruité. La Figure 2.10 montre les images de synthèse générées pour 4 niveaux de bruit.

#### 2.3.4.2 Optimisation du paramétrage du filtre de diffusion

Le paramétrage du filtre de diffusion noté $\theta = \{\sigma, \rho\}$ est optimisé pour chaque niveau de bruit caractérisé par l'écart type $\sigma_b$ testé dans l'image de synthèse. On note $\theta^*_{\sigma_b}$ le paramétrage optimal qui maximise la mesure de CNR pour un niveau de bruit $\sigma_b$ donné. Cette mesure de qualité image est définie de la manière suivante :

$$\mathrm{CNR} = \mathrm{SNR} = \frac{I_g}{\sigma_b} \tag{2.16}$$

où $I_g$ correspond à l'intensité moyenne des pixels appartenant au guide, l'intensité moyenne des pixels appartenant au fond étant nulle. On notera $\mathrm{CNR}_e$ le CNR d'entrée qui correspond au CNR théorique

dans l'image de synthèse (ie non filtrée) et $\mathrm{CNR}_s$ le CNR de sortie qui correspond au CNR mesuré dans l'image de synthèse filtrée.

Pour trouver le paramétrage optimal $\theta^*_{\sigma_b}$, nous adoptons une méthode de recherche en grille sur l'espace des paramètres borné à $\theta \in [0, 1.5] \times [0, 1.5]$ avec un pas d'échantillonnage de 0.2. Nous avons fixé le temps de diffusion du filtrage à $T = 100$ et $C = 2\sigma_x^2$ (choix 1) d'une part et $C = \sigma_x$ (choix 2) d'autre part.

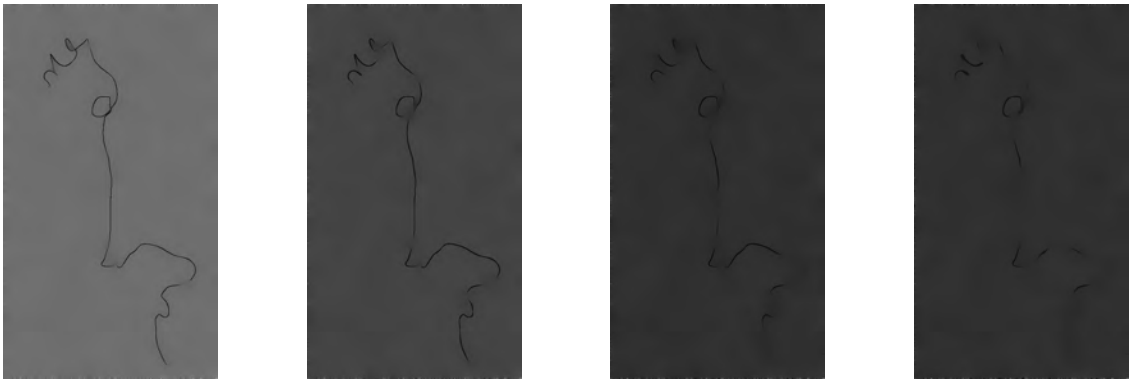
Pour le choix 2, on peut visualiser en niveaux de couleurs les valeurs de $\mathrm{CNR}_s$ trouvées en fonction de $\theta$ sur les graphiques de la Figure 2.11. Chaque graphique correspond à un niveau de bruit $\sigma_b$ pour lequel l'optimum est indiqué par les coordonnées du point noir. On observe qu'au fur et à mesure que le niveau de bruit augmente, il est préférable d'augmenter la directionnalité du filtre avec une valeur de $\rho$ plus élevée plutôt que d'augmenter la valeur de $\sigma$.

Afin de comparer les choix 1 et 2, nous avons optimisé le paramétrage $\theta_{\sigma_b}$ pour des niveaux de bruit dans l'image de synthèse allant de $\sigma_b = 3$ à $\sigma_b = 9$. On peut visualiser les images filtrées avec $C = 2\sigma_x^2$ (choix 1 en variance) sur la Figure 2.12 d'une part et avec $C = \sigma_x$ (choix 2 en écart-type) sur la Figure 2.13 d'autre part.

On observe que le choix 2 permet, quel que soit le niveau de bruit dans l'image initiale, de rehausser la structure curviligne dans son intégralité tout en filtrant le bruit présent de fond. L'écart-type du bruit mesuré dans l'image de la différence des valeurs propres est donc un bon indicateur pour distinguer le fond de la structure curviligne.

Ce n'est pas le cas pour le choix 1. On observe en effet que la structure curviligne a été par endroit très fortement atténuée. Ce phénomène s'amplifie à mesure que le niveau de bruit augmente dans l'image initiale.

Les paramétrages optimaux obtenus avec le choix 2 sont reportés dans la deuxième colonne du Tableau 2.1. Les colonnes 3 à 5 du tableau donnent respectivement le $\mathrm{CNR}_e$, le $\mathrm{CNR}_s$ et le ratio $\mathrm{CNR}_s/\mathrm{CNR}_e$ qui représente le gain de CNR. Nous nous servons par la suite du tableau de paramètres du Tableau 2.1 pour choisir le paramétrage $\theta$ du filtre en fonction de l'écart-type du bruit dans l'image soustraite. Nous interpolons entre les valeurs du tableau au plus proche voisin.

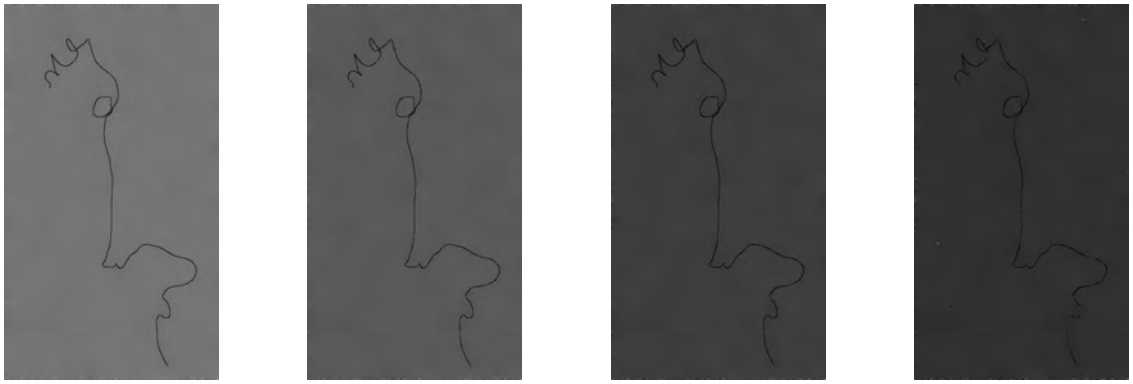


(a) (b) (c) (d)

FIGURE 2.12 – Filtrage selon le choix 1 des images de synthèse générées pour les différents niveaux de bruit avec un contraste de 20 entre le fond et la structure curviligne.(a) $\sigma_b = 3, \sigma = 0.3, \rho = 0.5$, CNR=27.0 (b) $\sigma_b = 5, \sigma = 0.7, \rho = 0.9$, CNR=13.9 (c) $\sigma_b = 7, \sigma = 0.9, \rho = 1.5$, CNR=6.4 (d) $\sigma_b = 9, \sigma = 1.3, \rho = 1.5$, CNR=3.6

#### 2.3.4.3 Optimisation du seuil de segmentation

Le paramétrage du filtre de diffusion est à présent fixé pour chaque niveau de bruit $\sigma_b$ à l'optimum $\theta^*_b$ trouvé en Sec. 2.3.4.2 qui maximise le rapport signal-à-bruit de l'image. Le paramètre de seuillage $m_f$ est



(a) (b) (c) (d)

FIGURE 2.13 – Filtrage selon le choix 2 des images de synthèse générées pour les différents niveaux de bruit avec un contraste de 20 entre le fond et la structure curviligne.(a) $\sigma_b = 3, \sigma = 0.1, \rho = 0.3$, CNR=33.3 (b) $\sigma_b = 5, \sigma = 0.3, \rho = 0.3$, CNR=20.5 (c) $\sigma_b = 7, \sigma = 0.3, \rho = 0.7$, CNR=14.0 (d) $\sigma_b = 9, \sigma = 0.3, \rho = 0.9$, CNR=9.6

lui optimisé sur un critère de détectabilité à l'aide de courbes ROC (Receiver Operator Characteristic). Chaque point de la courbe ROC est défini par deux taux de détections : le FPR (False Positive Rate - aux de faux positifs) et le TPR (True Positive Rate - taux de vrais positifs également appelé sensibilité ou rappel).

$$\mathrm{TPR} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2.17}$$

$$\mathrm{FPR} = \frac{FP}{FP + TN} \tag{2.18}$$

avec $TP$, $FN$, $FP$, $TN$ respectivement le nombre de pixels vrais positifs, faux négatifs, faux positifs et vrais négatifs dans l'image de synthèse.

Dans (2.17), la somme $TP + FN$ représente le nombre constant de pixels dans l'image qui composent le guide synthétisé (cf Sec. 2.3.4.1). Ainsi le taux de vrais positifs (TPR), compris entre 0 et 1, vaut 1 lorsque la segmentation ne comporte aucun bout manquant (ie $FN = 0$) et tend vers 0 lorsque le nombre de pixels manquants augmente.

Dans (2.18), la somme $FP + TN$ représente le nombre constant de pixels dans l'image qui n'appartiennent pas au guide synthétisé. Ainsi le taux de faux positifs (FPR), compris entre 0 et 1, vaut 0 lorsque la segmentation ne comporte pas de fausses détections (ie $FP = 0$) et tend vers 1 lorsque le nombre de fausses détections augmente.

Dans l'espace ROC, le point optimal est situé en haut à gauche où le FPR est nul et le TPR vaut 1. Nous construisons une courbe ROC pour chaque niveau de bruit $\sigma_b$ et pour chaque valeur de $m$ entre 0 et 10 avec un pas de 0.5. Le point optimal est le point de la courbe ROC dont la distance euclidienne $D_{\mathrm{ROC}}$ au point (0,1) de l'espace ROC est minimale et qui vaut :

$$D_{\mathrm{ROC}} = \sqrt{(1 - \mathrm{TPR})^2 + \mathrm{FPR}^2} \tag{2.19}$$

| $\sigma_b$ | $\theta^*$ | $\mathrm{CNR}_e$ | $\mathrm{CNR}_s$ | $\mathrm{CNR}_{s/e}$ | $m^*[D_{\mathrm{ROC}}]$ | TPR | FPR |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 3 | $\{0.1, 0.3\}$ | 6.7 | 32.2 | 4.8 | 5.0 | 100.0 | 0.0 |
| 4 | $\{0.1, 0.3\}$ | 5.0 | 25.4 | 5.1 | 3.5 | 99.9 | 0.1 |
| 5 | $\{0.3, 0.3\}$ | 4.0 | 20.5 | 5.1 | 3.0 | 99.7 | 0.3 |
| 6 | $\{0.3, 0.3\}$ | 3.3 | 16.8 | 5.1 | 1.5 | 99.3 | 0.8 |
| 7 | $\{0.3, 0.7\}$ | 2.9 | 14.0 | 4.8 | 2.0 | 99.1 | 0.7 |
| 8 | $\{0.3, 0.9\}$ | 2.5 | 11.8 | 4.7 | 1.5 | 97.5 | 1.1 |
| 9 | $\{0.3, 0.9\}$ | 2.2 | 9.6 | 4.4 | 1.0 | 95.2 | 3.7 |

TABLE 2.1 – Paramétrage optimal de l'algorithme de segmentation ($\theta^* = \{\sigma, \rho\}$, $C = \sigma_x$ et le seuil $m^*$) en fonction du bruit $\sigma_b$ dans l'image. Le contraste initial entre la structure curviligne et le fond est de 20. Le temps de diffusion est fixé à T = 100.

## 2.4 Expériences

### 2.4.1 Critères d'évaluation

Nous évaluons quantitativement le résultat de la segmentation sur une base de données d'images pour laquelle la vérité terrain a été établie par une segmentation semi-automatique du guide [Bismuth et al., 2012] effectuée par un opérateur unique. La vérité terrain est donnée sous la forme d'une suite de points 2D échantillonnés le long d'une spline avec un pas inférieur à la résolution de l'image. En pratique, nous avons toujours effectué le premier clic sur l'extrémité distale du guide définissant ainsi le début de la courbe. Le dernier point cliqué définit la deuxième extrémité de la courbe que nous avons fait coïncider au mieux avec l'extrémité proximale du guide.

#### 2.4.1.1 Les métriques d'évaluation

L'évaluation quantitative de notre algorithme repose sur les critères de détectabilité classiques déjà rencontrés et sur des métriques globales et locales de fidélité à la vérité terrain. La métrique locale quantifie les longueurs des portions de guide récupérées ou non sur la partie distale du guide. Nous donnons ici une définition particulière de ce que nous qualifions de partie distale du guide afin de nous permettre de fournir une évaluation que nous considérons plus pertinente vis-à-vis de notre contexte.

Dans ce qui suit, on note $\mathcal{G}_{\mathrm{SEG}}$ l'ensemble de points appartenant au guide segmenté, $\mathcal{G}_{\mathrm{VT}}$ l'ensemble de points appartenant à la vérité terrain, $d(p, q)$ la distance Euclidienne entre deux points $p$ et $q$.

**Critères de détectabilité** Soit $p$ un pixel de l'image, celui-ci est qualifié de :

— Vrai positif : si $p \in \mathcal{G}_{\mathrm{SEG}}$ et $p \in \mathcal{G}_{\mathrm{VT}}$ (en pratique si $\min_{q \in \mathcal{G}_{\mathrm{VT}}} d(p, q) \leq \delta$)
— Faux positif : si $p \in \mathcal{G}_{\mathrm{SEG}}$ et $p \notin \mathcal{G}_{\mathrm{VT}}$ (en pratique si $\min_{q \in \mathcal{G}_{\mathrm{VT}}} d(p, q) > \delta$ ).
— Faux négatif : si $p \in \mathcal{G}_{\mathrm{VT}}$ et $p \notin \mathcal{G}_{\mathrm{SEG}}$ (en pratique si $\min_{q \in \mathcal{G}_{\mathrm{SEG}}} d(p, q) > \delta$ ).
— Vrai négatif : si $p \notin \mathcal{G}_{\mathrm{VT}}$ et $p \notin \mathcal{G}_{\mathrm{SEG}}$.

Nous admettons ici une tolérance $\delta$ à la vérité terrain que nous fixons à une valeur de 2 pixels. Nous avons retenu 4 mesures : les mesures de TPR, FPR déjà définies en Sec. 2.3.4.3 ainsi que la précision (ACC - *Accuracy*) et le taux de faux négatif (FNR) :

$$\mathrm{ACC} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{2.20}$$

$$\mathrm{FNR} = \frac{FN}{FN + TP} = 1 - \mathrm{TPR} \tag{2.21}$$

Dans (2.20), la somme $TP + TN + FP + FN$ correspond au nombre total de pixels dans l'image. Ainsi la mesure de précision (ACC), comprise entre 0 et 1, vaut 1 lorsque la segmentation coïncide avec la vérité terrain (ie $FN = FP = 0$) et se dégrade pour tendre vers 0 lorsque la segmentation comporte des erreurs (ie $FN \neq 0$ et/ou $FP \neq 0$).

**Mesures de fidélité** Soit $A$ et $B$ deux ensembles de points. On note $D_{A \to B}$ la distance de l'ensemble $A$ vers l'ensemble $B$ telle que :

$$D_{A \to B} = \frac{1}{\mathrm{card}(A)} \sum_{a_i \in A} \min_{b \in B} d(a_i, b) \tag{2.22}$$

Soit $D_{\mathrm{VT} \to \mathrm{SEG}}$ (resp. $D_{\mathrm{SEG} \to \mathrm{VT}}$ ) la distance de $\mathcal{G}_{\mathrm{VT}}$ à $\mathcal{G}_{\mathrm{SEG}}$ (resp. de $\mathcal{G}_{\mathrm{SEG}}$ à $\mathcal{G}_{\mathrm{VT}}$ ). Ces deux mesures de distances sont complémentaires :

La distance $D_{\mathrm{VT} \to \mathrm{SEG}} < \delta$ indique que le guide a été entièrement segmenté et cela avec une précision supérieure au seuil de tolérance $\delta$. La distance $D_{\mathrm{VT} \to \mathrm{SEG}} > \delta$ indique en revanche qu'il manque des bouts de guide dans la segmentation. Plus la valeur de $D_{\mathrm{VT} \to \mathrm{SEG}}$ est grande et plus la taille du ou des bouts manquants est significative.

La distance $D_{\mathrm{SEG} \to \mathrm{VT}} < \delta$ indique que la segmentation ne comporte pas de fausse détection et donne un guide segmenté avec une précision supérieure au seuil de tolérance $\delta$. La distance $D_{\mathrm{SEG} \to \mathrm{VT}} > \delta$ indique la présence de structures superflues dans la segmentation. Plus cette distance est grande et plus la ou les structures superflues sont éloignées de la vérité terrain.

On définit enfin une distance symétrique $D$ entre ces deux ensembles à partir des deux distances asymétriques précédentes :

$$D_{A \leftrightarrow B} = \frac{1}{2}(D_{A \to B} + D_{B \to A}) \tag{2.23}$$

Ainsi lorsque $D_{\mathrm{SEG} \leftrightarrow \mathrm{VT}} < \delta$ la segmentation coïncide en moyenne avec la vérité terrain. La segmentation est alors considérée comme un succès.

Il est très important cliniquement d'être capable de bien segmenter la partie distale du guide, tandis que la portion proximale est au contraire cliniquement moins importante. Par ailleurs, la segmentation du guide a pour but d'être utilisée en tant que donnée initiale d'un algorithme de reconstruction 3D stéréo. Nous proposons donc de caractériser plus précisément les parties manquantes de la segmentation pour lesquelles une interpolation 3D sera nécessaire à la reconstruction 3D.

Nous considérons les trois longueurs $L_{\mathrm{dist}}$, $L_{\mathrm{prox}}$ et $L_i$ telles qu'illustrées sur le schéma de la Figure 2.14 :

— $L_{\mathrm{dist}}$ correspond à la longueur de la portion distale de guide vérité terrain non segmentée.
— $L_{\mathrm{prox}}$ correspond à la longueur de la portion proximale du guide vérité terrain non segmentée.

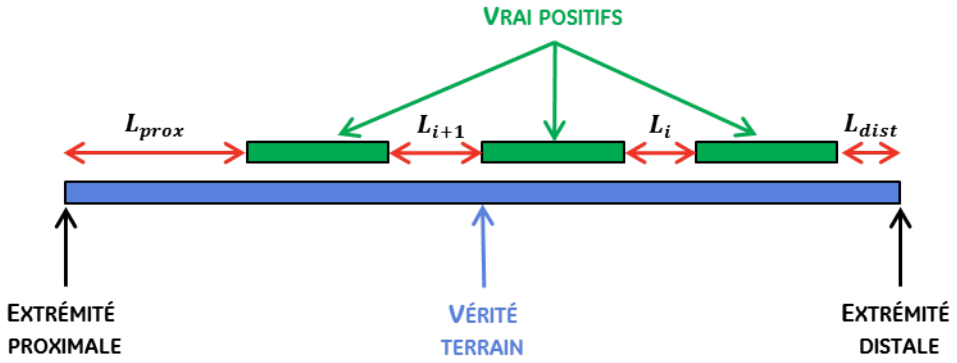



FIGURE 2.14 – Evaluation de la segmentation.

— $L_i$ correspond à la longueur d'une portion du corps du guide vérité terrain non segmentée et définit la taille du $i$-ème trou.

Soit $T = \{0..N\}$ avec $N$ le nombre de points qui composent la vérité terrain et $\mathcal{G}_{\text{VT}}(t)$ avec $t \in T$ le t-ième point de la vérité terrain et $t = 0$ l'extrémité distale du guide.

Pour calculer $L_{\text{dist}}$ on cherche l'indice $t_0 \in T$ tel que $\forall t \in \{0, .., t_0\}$, $\min_{g \in \mathcal{G}_{\text{SEG}}} d(\mathcal{G}_{\text{VT}}(t), g) > \delta$. La longueur $L_{\text{dist}}$ se calcule alors simplement de la manière suivante :

$$L_{\text{dist}} = \sum_{t=1}^{t_0} d(\mathcal{G}_{\text{VT}}(t-1), \mathcal{G}_{\text{VT}}(t)) \tag{2.24}$$

On procède de la même manière pour calculer les longueurs $L_i$, $L_{i+1}$... et $L_{\text{prox}}$ en continuant de parcourir dans l'ordre la suite de points $\mathcal{G}_{\text{VT}}$. On remarquera que cette méthode n'est pas perturbée par la présence de faux positifs puisque nous considérons uniquement les pixels de $\mathcal{G}_{\text{SEG}}$ situés à une distance à la vérité terrain qui est inférieure à $\delta$ pixels.

Nous cherchons à présent à définir la proportion de guide correctement détectée par rapport à la vérité terrain. Pour cela nous considérons uniquement la portion distale du guide vérité terrain que nous caractérisons de la manière suivante.

Soit $L_{\text{VT}}$ la longueur totale du guide vérité terrain. Nous définissons la longueur $L_{\text{VT}^*}$ de la portion distale du guide vérité terrain telle que $L_{\text{VT}^*} = L_{\text{VT}} - L_{\text{prox}}$. La longueur totale $L_{\text{SEG}}$ de guide correctement détecté sur cette longueur distale correspond à $L_{\text{SEG}} = L_{\text{VT}^*} - (L_{\text{dist}} + \sum_i L_i)$. On définit alors la proportion $G$ de guide correctement détectée de la manière suivante :

$$G = \frac{L_{\text{SEG}}}{L_{\text{VT}^*}} \tag{2.25}$$

avec $G \in [0, 1]$. Ainsi, la valeur $G = 1.0$ indique que la partie distale du guide a été entièrement détectée tandis que la valeur $G = 0.0$ indique qu'aucune partie du guide n'a été détectée [2], enfin lorsque $0.0 < G < 1.0$ une ou plusieurs portions n'ont pas été détectées dans la partie distale du guide.

La proportion $G$ ainsi que la longueur $L_{\text{dist}}$ sont considérées en plus des critères de distance et des critères statistiques pour évaluer la segmentation dans la Section 4.4.

2. En absence de trou on a simplement $L_{\text{VT}^*} = L_{\text{dist}}$).

#### 2.4.1.2 Fiabilité de la vérité terrain

Afin de prendre en compte l'erreur de pointage, nous avons tracé deux fois la vérité terrain sur 41 images prises au sein d'une même séquence clinique. Pour comparer deux courbes vérité terrain associées à une même image, celles-ci ont été tronquées de manière à faire correspondre au mieux leurs extrémités. On dispose ainsi pour chaque image $i$ de deux ensembles de points $\text{VT}_{i,1}$ et $\text{VT}_{i,2}$ correspondant aux deux vérités terrain.

Pour estimer l'erreur de pointage, on calcule en moyenne la distance d'un point échantillonné le long de la courbe vérité terrain 1 et à la courbe vérité terrain 2 pour l'ensemble des images :

$$\mu = \frac{1}{\sum_{i=1}^{I} \text{card}(\text{VT}_{i,1})} \sum_{i=1}^{I} \sum_{p \in \text{VT}_{i,1}} \min_{q \in \text{VT}_{i,2}} d(p,q) \tag{2.26}$$

Nous avons ainsi estimé une moyenne, un écart type et une valeur maximale associés de : $0.6 \pm 0.4$ [max = 3.1] pixels. Cette mesure reste cohérente avec le seuil de tolérance $\delta = 2$ pixels admis précédemment.

### 2.4.2 Description des jeux de données

#### 2.4.2.1 Données fantôme

Comme nous ne disposons pas de données de fluoroscopie non soustraite clinique, nous avons procédé à l'acquisition en mode biplan (alternance entre le plan frontal et le plan latéral) de deux séries d'un fantôme vasculaire cérébral dans lequel un micro-guide est inséré. Le guide est statique en début et fin d'acquisition. Au milieu de la séquence le guide est tiré lentement vers l'extérieur du fantôme afin de limiter les frottements avec les parois du fantôme et produire un mouvement aussi régulier que possible.

1. La série FANTOME_1 est composée de 5 séquences fluoroscopiques à 15 images par seconde sur chaque plan acquises au niveau de dose "bas" du système. La taille d'un pixel dans l'image est de 0.3 mm.
2. La série FANTOME_2 est composée de 5 séquences fluoroscopiques à 15 images par seconde sur chaque plan acquises au niveau de dose "normal" du système. La taille d'un pixel dans l'image est de 0.2 mm.

| Série | Nb séquences | Nb images total |
|---|---|---|
| FANTOME_1 | 5 | 220 |
| FANTOME_2 | 5 | 280 |
| | | 500 |

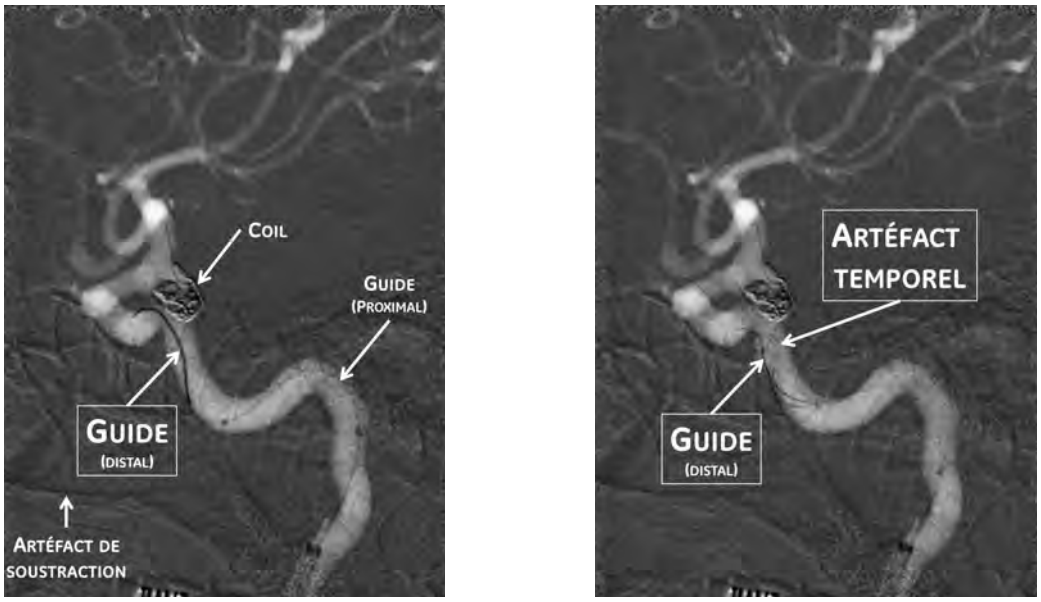
Table 2.2 – Récapitulatif des jeux de données fantôme

Les données acquises sur fantôme nous permettent de tester l'algorithme de segmentation dans des conditions sans bougé avec le mode d'acquisition fluoroscopie où le bruit est constant dans l'image par stabilisation de la variance (cf Sec. 2.2.1.1).

#### 2.4.2.2 Données cliniques

L'algorithme de segmentation a été testé sur une base de données d'acquisitions biplan de 6 patients en mode fluoroscopie soustraite et fluoroscopie roadmap.

**Sélection des images au sein d'une séquence :** Lorsque le guide avance à une vitesse élevée pour une cadence d'acquisition de 15 images par seconde, le filtrage temporel (TNR) créé des artéfacts en moyennant plusieurs positions successives du guide. L'image Figure 2.15 montre le cas d'une image sans artéfact temporel (2.15(a)) et une image prise sur la même séquence d'acquisition comportant un artéfact dû au TNR (2.15(b)). Notre méthode n'a pas pour but de corriger les effets du TNR mais de s'insérer avant l'application de celui-ci. C'est pourquoi nous avons sélectionné pour chaque patient un sous-ensemble d'images où le guide avance suffisamment lentement.




(a) (b)

FIGURE 2.15 – Deux images issues d'une même séquence de fluoroscopie de roadmap dans le cadre d'un traitement d'anévrisme : (a) Sans artéfact temporel (b) Avec artéfact temporel

**La base d'images :** Un total de 740 images ont ainsi été sélectionnées. Le Tableau 2.3 récapitule la répartition des images en fonction des patients et de leur pathologie. Pour un même patient, les angulations prises par le système n'ont pas changé entre deux séquences.

| No Patient | Pathologie | Mode d'acquisition | Nb séquences | Nb images total |
|---|---|---|---|---|
| 1 | Anévrisme | Roadmap | 2 | 172 |
| 2 | Anévrisme | Roadmap | 2 | 224 |
| 3 | MAV | Roadmap | 1 | 82 |
| 4 | Méningiome | Roadmap | 2 | 112 |
| 5 | Anévrisme | Roadmap | 1 | 70 |
| 6 | Fistule | Fluoro soustraite | 1 | 80 |
| | | | | 740 |

TABLE 2.3 – Récapitulatif des jeux de données cliniques.

Dans le cas d'une acquisition roadmap, les images cliniques ont été préalablement soustraites afin de supprimer le fond des vaisseaux (voir Sec. 2.3.1).

**Classification des images :** Il existe une assez grande variabilité au sein de notre base d'images. Nous proposons donc d'interpréter ces résultats pour les trois axes suivants :

1. **Le type de pathologie**. Nous avons différencié les traitements d'anévrisme des autres traitements (malformation artério-veineuse (MAV), fistule et méningiome) car, dans le cas des anévrismes, le modèle de guide utilisé possède une partie radio-opaque de plus petite longueur et généralement de plus grand diamètre que pour autres pathologies. Pour deux cas d'anévrisme sur trois (patients 1 et 2 du Tableau 2.3), des coils sont également déjà présents dans l'anévrisme ce qui peut perturber la détection du guide lorsque celui-ci se trouve à proximité. Un coil est en effet beaucoup plus radio-opaque qu'un guide ce qui induit dans l'image soustraite un bruit de soustraction supérieur et des contours apparents dus aux déplacements du coil par la pression artérielle ou le mouvement du guide à proximité (voir la Figure 2.15(b)). Ainsi nous nous attendons à plus de fausses détections dans les images où un coil est présent.

2. **L'exposition rayons X**. L'exposition est modulée automatiquement par le système d'acquisition en fonction du contenu de l'image pour atteindre un niveau de bruit moyen cible défini par l'utilisateur. L'exposition est reportée en milliAmpères-secondes (mAs).

3. **La soustraction**. Seuls les modes soustraits sont présents dans notre base de données patients. Cependant, dans le cas de la fluoroscopie roadmap, nous avons inclus des images pour lesquelles l'étape de soustraction n'était pas possible sans enlever intégralement le guide. Nous notons RS les images traitée avec soustraction des vaisseaux et RNS celles sans soustraction.

Le Tableau 2.4 récapitule la répartition des images en fonction des différents groupes définis pour chacun des trois axes.

| | Groupe | Nb Images |
|---|---|---|
| Pathologie | Anévrisme | 466 |
| | Autre | 274 |
| Exposition (mAs) | $0 < E < 100$ | 235 |
| | $100 < E < 200$ | 203 |
| | $200 < E < 300$ | 180 |
| | $300 < E$ | 122 |
| Mode | Roadmap non soustraite (RNS) | 82 |
| | Roadmap soustraite (RS) | 578 |
| | Fluoro soustraite (FS) | 80 |

TABLE 2.4 – Classification des images pour l'interprétation des résultats selon 3 grands axes : Le type de pathologie, l'exposition et le mode d'acquisition

### 2.4.3 Paramétrage de l'algorithme de segmentation

Les segmentations ont été effectuées en utilisant le paramétrage optimal $\theta^* = \{\sigma, \rho\}$ du filtre défini en Sec. 2.3.4.2. La valeur de seuillage défini en Sec. 2.3.3.1 est choisie en fonction du niveau de bruit estimé (voir Sec. 2.3.4.3). Nous présentons en Sec. 2.5.2 les résultats de la segmentation quand toutes les composantes connexes ayant une longueur supérieure à 15 pixels ont été conservées. Nous reportons également en annexe A.1 les résultats de la segmentation lorsque la sélection des composantes supérieures à 15 pixels est effectuée parmi les trois plus grandes composantes connexes uniquement.

## 2.5 Résultats

Les résultats sont présentés pour les métriques définies en Sec. 2.4.1.1. Pour chacune d'entre elles, on donne le résultat moyen sur l'ensemble des images de la base de données avec ± l'écart type. La moins bonne valeur (le minimum ou le maximum suivant la mesure considérée) sur l'ensemble des images d'un même groupe est indiquée entre parenthèses. Pour les résultats globaux, nous donnons également la médiane (med) et la *median absolute deviation* (mad) ou écart absolu médian.

Les distances ($D_{\mathrm{VT}\to\mathrm{SEG}}$, $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$et $D$) et longueurs ($L_{dist}$ et $L$) sont exprimées en pixels (avec une taille de pixels de 0.16 mm ou 0.2 mm selon la taille du champ de vue) et les rapports (FPR, FNR, TPR, ACC et $G$) sont donnés en pourcentage.

### 2.5.1 Résultats sur données fantôme

Le Tableau 2.5 et le Tableau 2.6 récapitulent respectivement les résultats obtenus pour la série FANTOME_1 et la série FANTOME_2.

Dans les deux cas, la distance $D_{\mathrm{VT}\to\mathrm{SEG}}$est inférieure au pixel avec une distance maximum de 1.2 pixels ce qui veut dire que le guide a pu être segmenté intégralement sur la totalité des 500 images segmentées. Il est intéressant de noter que la réduction de dose n'a pas eu d'effet négatif sur la capacité de notre algorithme à détecter le guide. La distance $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$est en revanche plus élevée avec une distance moyenne de 84 pixels pour FANTOME_1 et d'environ 2 pixels pour FANTOME_2. Il y a donc plus de structures superflues qui sont également segmentées dans les images lorsque le mode basse dose est utilisé (ie FANTOME_1). Ces deux distances donnent une distance moyenne de 42 pixels pour FANTOME_1 et de 1.5 pixels pour FANTOME_2.

Le taux de faux négatifs FNR est en moyenne inférieur à 2% pour FANTOME_1 et FANTOME_2 bien que légèrement plus élevé pour FANTOME_2. Le FPR est dix fois plus élevé dans le cas basse dose à environ 3%. Le taux de vrais positifs TPR et la précision ACC sont supérieurs en moyenne à 97% pour FANTOME_2 contre un TPR s'élevant à 98% avec une ACC d'environ 95% pour le cas basse dose.

La proportion de guide bien détectée $G$ est en moyenne de 97.4% pour le cas basse dose ce qui est légèrement inférieur au cas haute dose avec 97.1%. Cela se traduit par une longueur manquante cumulée $L$ de 0.6 pixels en moyenne pour FANTOME_1 et de 1.4 pixels pour FANTOME_2 ce qui veut dire que dans les deux cas la segmentation du guide comporte très peu de trous. L'extrémité distale est globalement bien détectée avec une distance $L_{dist}$ inférieure à 0.1 pixels en moyenne dans les deux cas. Les valeurs à 0 pour $L$ indique qu'il n'y a pas de trous dans la segmentation et pour $L_{dist}$, indiquent que la distance à l'extrémité distale est inférieure à la marge d'erreur $\delta = 2$ pixels.

Sans surprise, nous constatons que globalement la segmentation d'une image acquise à plus faible dose comporte plus de structures superflues réparties aléatoirement dans l'image (bruit de structure) qu'en mode normal. Néanmoins la structure correspondant au guide est en moyenne segmentée avec une précision inférieure au pixel dans les deux cas.

### 2.5.2 Résultats sur données cliniques

#### 2.5.2.1 Résultats globaux

Le Tableau 2.7 récapitule les statistiques d'erreurs obtenues sur 95% des images de la base de données cliniques où les 5% retirés correspondent aux cas comportant les plus grandes erreurs. Cela nous permet d'avoir une estimation plus réaliste des performances de l'algorithme en général.

Les trois premières lignes du tableau contiennent les distances. On observe qu'en moyenne la distance $D_{\mathrm{VT}\to\mathrm{SEG}}$de la vérité terrain à la segmentation est de 1.5 pixels démontrant une très bonne détection

| Métriques | moy ± std | med±mad |
|---|---|---|
| $D_{\mathrm{VT}\to\mathrm{SEG}}$ | 0.6±0.1 (1.2) | 0.6±0.1 |
| $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$ | 84.2±76.5 (193.2) | 67.5±67.3 |
| D | 42.4±38.3 (97.2) | 34.1±33.7 |
| FPR | 3.6±4.8 (16.0) | 0.0±0.0 |
| FNR | 1.5±1.6 (7.0) | 1.0±1.0 |
| TPR | 97.9±2.7 (80.0) | 99.0±1.0 |
| ACC | 95.4±5.7 (81.0) | 99.0±1.0 |
| $G$ | 97.4±6.0 (56.4) | 100.0±0.0 |
| $L$ | 0.6±1.5 (6.0) | 0.0±0.0 |
| $L_{dist}$ | 0.1±0.7 (6.0) | 0.0±0.0 |

Table 2.5 – Résultats sur la série FANTOME_1 (cas basse dose)

| Métriques | moy ± std | med ± mad |
|---|---|---|
| $D_{\mathrm{VT}\to\mathrm{SEG}}$ | 0.7±0.1 (1.1) | 0.6±0.1 |
| $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$ | 2.3±3.6 (18.3) | 0.7±0.3 |
| D | 1.5±1.9 (9.8) | 0.7±0.2 |
| FPR | 0.3±0.6 (2.0) | 0.0±0.0 |
| FNR | 2.3±2.2 (10.0) | 1.0±1.0 |
| TPR | 97.0±3.0 (86.0) | 98.0±1.0 |
| ACC | 99.4±0.8 (97.0) | 100.0±0.0 |
| $G$ | 97.1±8.3 (6.6) | 100.0±0.0 |
| $L$ | 1.4±3.1 (20.4) | 0.0±0.0 |
| $L_{dist}$ | 0.0±0.0 (0.0) | 0.0±0.0 |

Table 2.6 – Résultats sur la série FANTOME_2 (cas dose normale)

du guide. La distance $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$est en revanche plus élevée avec une distance moyenne de 20.2 pixels ce qui reflète l'existence de structures superflues dans la segmentation faisant ainsi remonter la distance moyenne symétrique $D$ à 11.1 pixels.

L'existence de ces structures superflues se traduit par un FPR d'environ 6%. Néanmoins cette valeur est dépendante du nombre de vrais négatifs donc de la taille de l'image. Le FNR reste assez faible avec 4.6% ce qui équivaut à un TPR de 94.6% reflétant et une précision $ACC$ moyenne de 92.4%.

Globalement 85.6% du guide est segmenté avec une longueur cumulée manquante $L$ qui vaut en moyenne 17.5 pixels. La distance $L_{dist}$ pour l'extrémité distale est en moyenne de 3.1 pixels.

| Métriques | moy ± std (erreur max) [95%] | med ± mad |
|---|---|---|
| $D_{\mathrm{VT}\to\mathrm{SEG}}$ | 1.5±1.6 (9.7) | 0.8±0.2 |
| $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$ | 19.9±20.2 (91.1) | 11.8±10.5 |
| D | 11.1±10.3 (46.1) | 7.4±6.2 |
| FPR | 5.9±7.1 (38.0) | 3.5±2.5 |
| FNR | 4.6±3.3 (13.0) | 4.0±2.0 |
| TPR | 94.6±4.1 (79.0) | 95.0±2.0 |
| ACC | 92.4±9.6 (49.0) | 96.0±2.0 |
| $G$ | 85.6±17.8 (16.1) | 93.9±6.1 |
| $L$ | 17.5±22.9 (101.8) | 8.7±8.7 |
| $L_{dist}$ | 3.1±10.0 (61.6) | 0.0±0.0 |

Table 2.7 – Résultats obtenus sur la base de données globale. La colonne de gauche donne la moyenne ± l'écart-type (valeur max ou min selon la mesure considérée) sur 95 % de la base de données globale et la colonne de droite donne la médiane ± l'écart absolu à la médiane (i.e. la *median absolute deviation*) sur la base de données complète.

#### 2.5.2.2 Dépendance à la pathologie

Le Tableau 2.8 montre que les fausses détections sont bien plus importantes dans le cas des anévrismes. En effet, on observe un FPR de 8.4% dans le cas des anévrismes contre 3.1% dans les autres cas. Cette observation est confirmée par une distance $D_{\mathrm{SEG}\rightarrow\mathrm{VT}}$presque deux fois plus élevée pour les anévrismes. Ces fausses détections sont le plus souvent provoquées par la présence d'un coil. La taille totale $L$ des portions manquantes de guide est un peu moins élevée dans le cas des anévrismes. Cela peut s'expliquer par le fait déjà mentionné que sur nos données, les modèles de guide utilisés pour le traitement des anévrismes ont généralement une partie radio-opaque plus courte. En revanche la longueur distale $L_{dist}$ est près de deux fois moins grande dans le cas des anévrismes. Cela peut s'expliquer par le fait déjà mentionné que sur nos données, les modèles de guide utilisés pour le traitement des anévrismes ont généralement un diamètre plus grand et apparaissent par conséquent plus contrastés dans l'image.

| Métriques | Pathologie | |
|---|---|---|
| | Autre | Anévrisme |
| $D_{\mathrm{VT}\rightarrow\mathrm{SEG}}$ | 1.2±1.1 (5.7) | 1.7±2.3 (14.3) |
| $D_{\mathrm{SEG}\rightarrow\mathrm{VT}}$ | 12.3±15.0 (52.3) | 25.9±24.9 (116.2) |
| D | 7.1±7.5 (26.6) | 14.2±12.7 (60.4) |
| FPR | 3.1±2.9 (15.0) | 8.4±10.2 (46.0) |
| FNR | 3.6±3.3 (12.0) | 5.2±3.2 (15.0) |
| TPR | 95.7±3.8 (84.0) | 93.9±4.1 (79.0) |
| ACC | 95.9±4.4 (78.0) | 90.4±11.1 (49.0) |
| $G$ | 88.8±13.2 (20.6) | 83.7±19.8 (16.1) |
| $L$ | 20.0±19.1 (97.3) | 16.0±24.7 (105.6) |
| $L_{dist}$ | 4.4±12.7 (63.7) | 2.4±7.8 (52.8) |

TABLE 2.8 – Résultats obtenus sur 95 % de la base de données globale regroupés en fonction de la pathologie (anévrisme versus autre). Les résultats sont donnés au format moyenne ± écart-type (valeur max ou min selon la mesure considérée).

#### 2.5.2.3 Rôle de l'exposition

Le Tableau 2.9 indique une nette amélioration de l'algorithme de segmentation pour une exposition E supérieure à 200 mAs. On passe de moins de 82% de guide détecté en moyenne pour $E < 200$ mAs à environ 94% pour pour $E > 200$ mAs. Il en va de même pour la distance moyenne à l'extrémité distale $L_{dist}$ où on passe d'une valeur supérieure à 2.5 pixels en moyenne (15 pixels pour $100 < E < 200$) à moins de 0.2 pixels en moyenne pour $E > 200$ mAs. La différence est moins marquée en ce qui concerne les fausses détections. Les meilleurs résultats sont obtenus sans surprise pour une forte exposition supérieure à 300 mAs.

#### 2.5.2.4 Influence de la soustraction

Le Tableau 2.10 met en évidence l'importance de la soustraction. Dans le cas roadmap non soustrait (RNS), seulement 81% du guide a pu être récupéré en moyenne contre 85% dans le cas soustrait (RS) et 97% dans le cas de la fluoroscopie soustraite (FS). Les cas soustraits RS et FS présentent une distance moyenne à l'extrémité distale inférieure à 1.5 pixels allant jusqu'à une détection parfaite de l'extrémité distale pour le cas FS contre plus de 17 pixels dans le cas RNS. Le mode FS présente les meilleurs résultats

| Métriques | Exposition | | | |
|---|---|---|---|---|
| | E<100 | 100<E<200 | 200<E<300 | E>300 |
| $D_{\mathrm{VT}\rightarrow\mathrm{SEG}}$ | 1.5±1.4 (7.0) | 3.7±4.4 (17.9) | 0.7±0.3 (2.2) | 0.7±0.2 (1.2) |
| $D_{\mathrm{SEG}\rightarrow\mathrm{VT}}$ | 15.6±16.7 (77.9) | 37.1±35.3 (184.1) | 23.4±22.0 (56.1) | 5.5±7.3 (36.2) |
| D | 8.8±8.1 (39.3) | 21.0±17.2 (92.4) | 12.1±10.9 (28.4) | 3.3±4.0 (19.3) |
| FPR | 7.1±9.1 (42.0) | 10.9±12.6 (52.0) | 4.8±3.9 (18.0) | 1.8±1.6 (5.0) |
| FNR | 5.7±1.8 (9.0) | 8.1±4.6 (18.0) | 2.5±2.1 (7.0) | 1.8±1.5 (4.0) |
| TPR | 93.8±1.9 (85.0) | 90.8±4.9 (79.0) | 97.0±2.5 (89.0) | 98.0±1.5 (96.0) |
| ACC | 92.0±8.7 (64.0) | 87.2±13.6 (49.0) | 94.6±4.7 (78.0) | 97.9±1.7 (94.0) |
| $G$ | 82.8±18.0 (16.1) | 74.8±20.4 (20.6) | 94.0±11.3 (25.4) | 94.5±8.2 (23.3) |
| $L$ | 23.8±25.8 (90.9) | 33.1±42.4 (162.6) | 6.2±9.8 (35.3) | 10.6±9.8 (38.8) |
| $L_{dist}$ | 2.5±6.7 (30.2) | 15.0±26.5 (83.2) | 0.2±1.1 (10.1) | 0.0±0.0 (0.0) |

TABLE 2.9 – Résultats obtenus sur 95 % de la base de données globale regroupés en fonction de l'exposition exprimée en mAs. Les résultats sont donnés au format moyenne ± écart-type (valeur max ou min selon le critères).

en terme de fausses détections avec une distance moyenne $D_{\mathrm{SEG}\rightarrow\mathrm{VT}}$de 2 pixels contre plus de 20 pixels dans les autres cas. Cependant il est à noter que le cas FS correspond à un unique patient où l'acquisition a été effectuée à une exposition élevée $>$ 300 mAs, sans coil dans le champ de vue, ce qui peut également expliquer cette nette différence.

| Métriques | Modes | | |
|---|---|---|---|
| | RNS | RS | FS |
| $D_{\mathrm{VT}\rightarrow\mathrm{SEG}}$ | 2.3±1.9 (8.2) | 1.5±1.8 (11.7) | 0.6±0.1 (0.9) |
| $D_{\mathrm{SEG}\rightarrow\mathrm{VT}}$ | 39.8±57.7 (193.9) | 21.9±17.3 (58.2) | 2.0±1.3 (7.2) |
| D | 21.4±28.3 (97.3) | 12.1±9.0 (29.4) | 1.3±0.7 (4.1) |
| FPR | 3.1±2.0 (8.0) | 7.9±9.2 (44.0) | 1.4±1.4 (5.0) |
| FNR | 6.6±4.0 (13.0) | 4.8±3.0 (14.0) | 0.9±0.7 (2.0) |
| TPR | 92.6±4.0 (86.0) | 94.3±3.9 (79.0) | 99.0±0.7 (97.0) |
| ACC | 96.2±2.3 (91.0) | 90.8±10.6 (49.0) | 98.4±1.5 (95.0) |
| $G$ | 80.5±15.5 (20.6) | 84.9±18.6 (16.1) | 96.6±8.7 (23.3) |
| $L$ | 33.2±32.0 (118.2) | 16.6±22.4 (88.1) | 6.5±6.4 (17.4) |
| $L_{dist}$ | 17.0±23.6 (71.3) | 1.5±5.7 (40.8) | 0.0±0.0 (0.0) |

TABLE 2.10 – Résultats obtenus sur 95 % de la base de données globale regroupés en fonction du mode (Roadmap Non Soustraite - RNS, Roadmap Soustraite - RS et Fluoroscopie Soustraite - FS). Les résultats sont donnés au format moyenne ± écart-type (valeur max ou min selon la mesure considérée).

#### 2.5.2.5 Analyse qualitative

La Figure 2.16 illustre quelques cas de segmentation où chaque ligne correspond à une instance particulière avec de gauche à droite l'image soustraite, l'image filtrée et le résultat de la segmentation. Les deux

premières lignes (Figure 2.16(a), (b),(c),(d), (e),(f)) illustrent deux cas de segmentation d'images appartenant à un même patient traité pour une fistule (Patient 6) où l'exposition est supérieure à 300 mAs et l'image est acquise avec le mode fluoroscopie soustraite. Pour ces deux cas, la segmentation est considérée comme un succès. Le cas de la troisième ligne est également issu du patient 6 (Figure 2.16(g),(h),(i)) et illustre un cas où le filtrage temporel crée des artéfacts prononcés dans l'image. Le cas présenté en quatrième ligne correspond au patient 4 traité pour un méningiome (Figure 2.16(j), (k),(l)). L'image est acquise à une exposition de 115 mAs en mode fluoroscopie de roadmap et pour laquelle nous avons soustrait un masque résultant en la Figure 2.16(j). On observe là un cas de bruit non uniforme : le bas de l'image est plus bruité. Enfin la dernière ligne présente le cas d'un patient traité pour un anévrisme (Figure 2.16(m),(n),(o)). On remarque sur cet exemple que la soustraction est plus bruitée dans la zone du coil. De plus, le guide étant proche du coil, son mouvement induit un léger mouvement de l'anévrisme lorsque le neuroradiologue cherche à accéder à ce dernier ce qui provoque des artéfacts de soustraction. qui font partie du résultat de la segmentation sur la Figure 2.16(o).

## 2.6 Discussion

Nous avons mis en place une chaîne de traitements préliminaire pour la reconstruction stéréoscopique d'un micro-guide, à savoir une segmentation du micro-guide donnée sous la forme d'un ensemble de squelettes pour une paire d'images acquises à instant donné par le système biplan.

Pour cela, nous avons fait en sorte que le micro-guide soit le seul objet dans l'image et que la segmentation ne soit gênée que par un bruit statistique. Nous discutons brièvement le cheminement qui nous a conduit à proposer une segmentation par débruitage. Nous évoquerons ensuite des pistes d'amélioration.

**Segmentation par débruitage** La partie segmentation de ce travail de thèse a commencé par l'encadrement de deux stages. La première approche a été d'utiliser le filtre orienté tournant (FOT) retenu dans l'étude comparative de [Bismuth et al., 2009] (revoir Sec. 2.2.2.1) comme le plus efficace pour segmenter des guides en présence d'un CNR faible. Le FOT a tendance à atténuer les plus fortes courbures de même que l'extrémité du guide ce qui est apparu comme problématique sur nos images. Un deuxième point est qu'en tant que filtre de rehaussement, le FOT transforme le bruit en structures parasites. Or dans le cadre de nos images où la soustraction du fond est possible, les structures parasites ne viennent que du bruit. Extraire le guide implique alors soit de caractériser le "bruit" de ces structures parasites (par exemple une taille significativement supérieure à la taille des objets parasites) ou de réduire le bruit avant application du FOT en caractérisant le bruit de l'image de départ. La seconde option nous a paru préférable parce que d'un point de vue statistique, l'estimation du bruit est un problème mieux posé que l'estimation des artéfacts du FOT, et parce qu'elle agit sur deux niveaux : rehaussement et débruitage. Pour être efficace, elle suppose par ailleurs que les opérateurs de rehaussement et de débruitage travaillent de concert, ce qui peut ne pas être le cas si les outils choisis sont de natures très différentes. Ce sont ces considérations qui nous ont amenés à explorer le filtrage par diffusion tensorielle qui a été proposé pour rehausser les structures curvilignes comme pour la réduction du bruit dans les régions uniformes et pour lesquelles existe une littérature solide et des schémas calculatoires efficaces [Weickert et al., 1998, Chan and Mulet, 1999, Weickert and Scharr, 2002].

Dans une première ébauche, nous avons alterné le tenseur de CED de Weickert et le tenseur diagonal de Perona-Malik dans le schéma itératif de la diffusion pour bénéficier des deux comportements. Les résultats probants nous ont incité à tirer parti du cadre unifié du formalisme par tenseur pour concevoir un unique filtre adaptatif permettant de passer continûment d'un comportement à l'autre en tenant compte des caractéristiques statistiques du bruit présent dans les images comme de la forme connue a priori de l'objet d'intérêt.

**Hypothèse de bruit uniforme :** Les performances du filtrage adaptatif sont optimales pour un bruit uniforme. Lorsque ce ne sera pas suffisamment le cas il conviendra de revenir à la chaîne image originale où une stabilisation de la variance est effectuée dans l'image courante et dans l'image masque suivie d'une soustraction linéaire comme nous l'avons proposé en Sec. 2.2.1.4. Alternativement, il serait intéressant de prédire le niveau du bruit, actuellement estimé à partir de la distribution de la différence des valeurs

propre du tenseur de structure de toute l'image, à partir d'une estimation locale du bruit non-uniforme de l'image soustraite.

**Aspects temporels :** Nous avons vu que le *Temporal Noise Reduction* appliqué par le système, bien que permettant de réduire le bruit, est à l'origine d'artéfacts où le guide apparaît dédoublé dans l'image. Ne pas appliquer le TNR à nos images élimine ce type d'artéfacts, mais augmente le bruit, ce qui dégrade les performances de segmentation en créant un nombre de structures superflues plus élevé. La dimension temporelle du filtrage est un axe supplémentaire qui s'intègre sans difficulté au formalisme du filtrage par diffusion par l'utilisation de tenseurs tridimensionnels et qui devrait permettre de mieux gérer les transitions abruptes de position du guide.

**Artéfacts de soustraction :** Bien qu'en neuroradiologie le patient soit le plus souvent sous anesthésie générale de légers bougés peuvent avoir lieu ponctuellement. Les structures dans l'image masque ne sont plus parfaitement alignées avec les structures de l'image courante. Il en résulte des artéfacts de soustraction qui ajoutent une information structurelle à celle du guide dans l'image soustraite. Plus particulièrement, la présence de coils à proximité du guide est problématique car les battements cardiaques ou les mouvements du guide peuvent entraîner un très léger bougé de l'anévrisme qui contient la masse de coils. Des contours de cette masse ou encore des spires isolées apparaissent alors dans l'image soustraite et sont rehaussés par le filtrage directionnel. Des techniques de recalage (*pixel shift*) [David Dowsett, 2006] peuvent être appliquées pour éliminer ces artéfacts. Pour les images en projection, le recalage n'est jamais théoriquement exact. Ces techniques sont donc efficaces si le bougé à compenser est faible. Pour des bougés plus importants, des techniques de recalage élastiques doivent être envisagées [Nejati et al., 2013]. De même que nous avons pu établir un filtrage adéquat pour nos images de guide, spécialiser les techniques de recalage actuelles à la soustraction d'une image de guide dans la perspective de sa segmentation, en intégrant la connaissance de la présence d'un coil, devrait être possible et en augmenter les performances.

Pour conclure, les performances de segmentation présentées dans ce chapitre ne sont ni bonnes ni mauvaises parce que la segmentation n'est pas un but en soi, mais l'étape préliminaire nécessaire à la reconstruction du guide. Elles sont donc à rapporter à la performance de la chaîne complète, indiquant ainsi avec quel degré de précision de segmentation nous aurons été capables de reconstruire le guide.

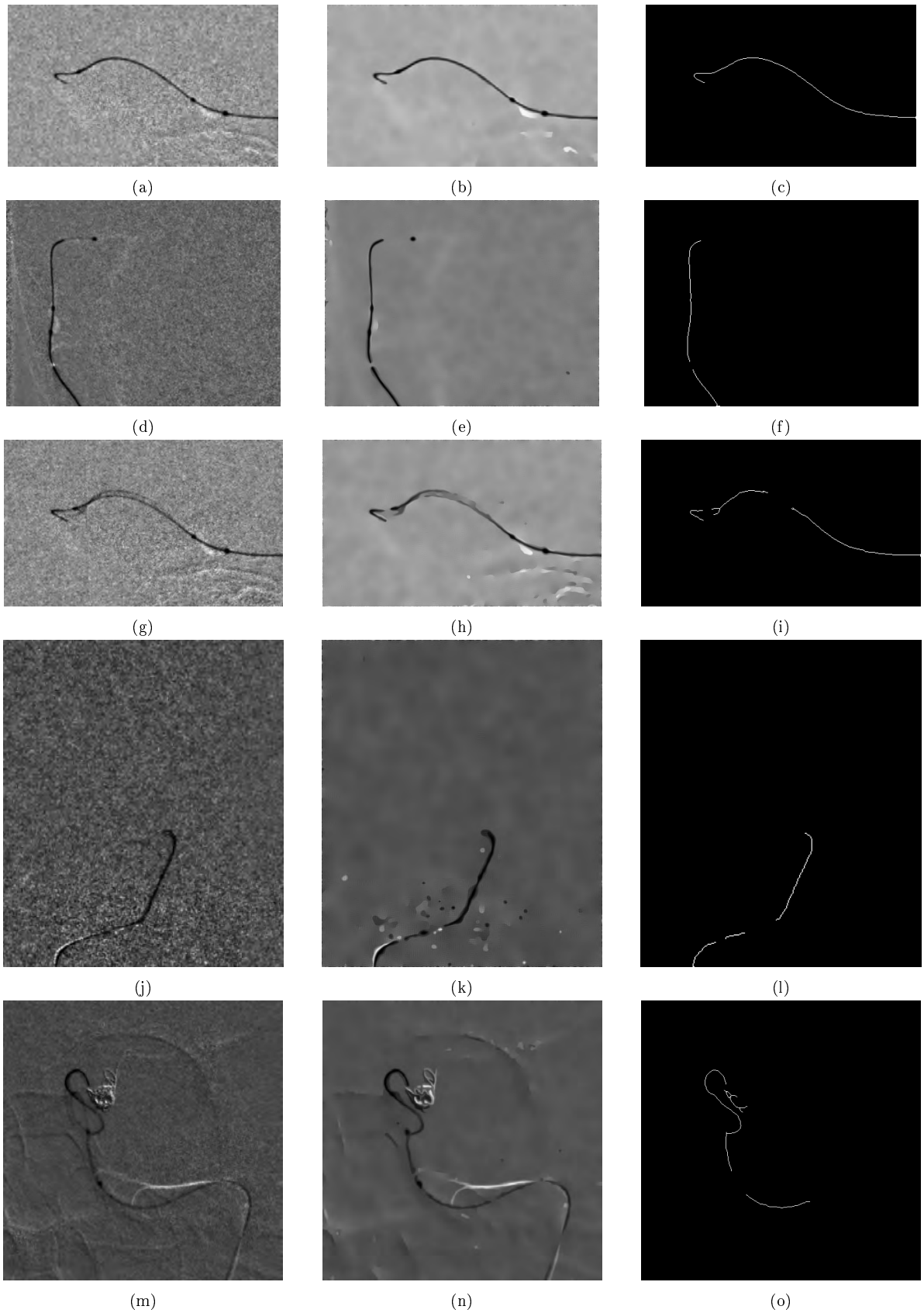



FIGURE 2.16 – En colonne de gauche à droite : image soustraite, image filtrée, image segmentée. Cas lignes 1 et 3 : Patient 6 (fistule), FS, latéral, E = 754. Cas ligne 2 : Patient 6 (Fistule), FS, frontal, E = 624. Cas ligne 4 : Patient 4 (méningiome), FS, frontal, E = 115. Cas ligne 5 : Patient 4 (anévrisme), RS, frontal, E = 87.

# 3

# Reconstruction de courbes en stéréovision

13 juillet 2017

## Sommaire


**3.1 Introduction . . . . . 39**
**3.2 Géométrie d'un système stéréoscopique . . . . . 40**
3.2.1 Le modèle de caméra . . . . . 40
3.2.2 La géométrie épipolaire . . . . . 42
3.2.3 Rectification d'une paire d'images . . . . . 43
3.2.4 Reconstruction d'un point 3D par triangulation et sources d'erreurs . . . . . 44
**3.3 Reconstruction stéréo classique . . . . . 45**
3.3.1 Présentation des contraintes classiques . . . . . 46
3.3.2 Mise en œuvre globale des contraintes . . . . . 50
3.3.3 Discussion . . . . . 52
**3.4 Reconstruction 3D de courbes . . . . . 53**
3.4.1 Considérations sur la reconstruction stéréoscopique d'une courbe 3D non planaire 54
3.4.2 Représentations d'une courbe dans les images . . . . . 56
3.4.3 Présentation des contraintes spécifiques aux courbes . . . . . 57
3.4.4 Mise en œuvre des contraintes pour la reconstruction de courbes 3D . . . . . 62
3.4.5 Intégration d'une contrainte spatio-temporelle . . . . . 70
**3.5 Discussion . . . . . 71**


## 3.1 Introduction

La stéréovision ou stéréoscopie, vise à inférer l'information de profondeur des objets observés par un système de caméras calibré. On parlera plus spécifiquement de stéréovision binoculaire lorsque deux points de vue sont utilisés et de stéréovision multivues lorsque plus de deux points de vue sont considérés. Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons plus particulièrement à la reconstruction 3D d'un micro-guide, qui est un objet curviligne, imagé selon deux points de vue quasi-orthogonaux par deux caméras rayons X préalablement calibrées. Cette problématique peut être formulée comme un problème classique de reconstruction stéréoscopique qui est un des sujets majeurs de la recherche dans le domaine de la vision par ordinateur. Nous introduisons ici les concepts fondamentaux de la reconstruction en stéréovision qui permettent d'aborder ces problèmes en général. Nous nous focaliserons ensuite plus particulièrement sur la problématique de reconstruction de courbe à laquelle s'apparente la problématique

de reconstruction d'un micro-guide.

Ce chapitre s'articule de la manière suivante :

Nous commençons en Sec. 3.2 avec quelques rappels préliminaires concernant la géométrie d'un système stéréoscopique composé de deux caméras.

Nous abordons en Sec. 3.3 le problème de reconstruction stéréoscopique d'un ensemble de points 3D. Il est ici question de produire une reconstruction de la scène observée en déterminant la profondeur de chaque point considéré dans une image. Nous verrons à cette occasion les différentes contraintes locales et globales qui sont communément utilisées et comment celles-ci peuvent être mises en œuvre à travers une formulation globale du problème de mise en correspondance.

Nous proposons en Sec. 3.4 un état de l'art sur la reconstruction stéréoscopique de courbes. Nous nous intéresserons dans un premier temps à un ensemble de contraintes spécifiques aux structures courbes. Nous verrons que différentes contraintes peuvent être exprimées selon le niveau de représentation d'une courbe dans les images. Nous verrons dans un deuxième temps, comment les méthodes de la littérature, en vision classique ou dans le domaine de l'imagerie médicale mettent en œuvre ces contraintes en fonction des caractéristiques qui peuvent être extraites dans les images. Nous aborderons également deux aspects plus particuliers dont l'initialisation et les aspects temporels liés au flux d'images fluoroscopiques dont nous disposons. Nous nous intéresserons donc également aux différentes manières d'intégrer une contrainte temporelle dans une problématique de reconstruction stéréoscopique.

Enfin, nous terminons ce chapitre sur une discussion en Sec. 3.5 à l'issue de laquelle nous faisons un bilan des limitations des techniques de la littérature appliquées à notre contexte et exposerons la stratégie que nous allons suivre pour reconstruire un guide en 3D.

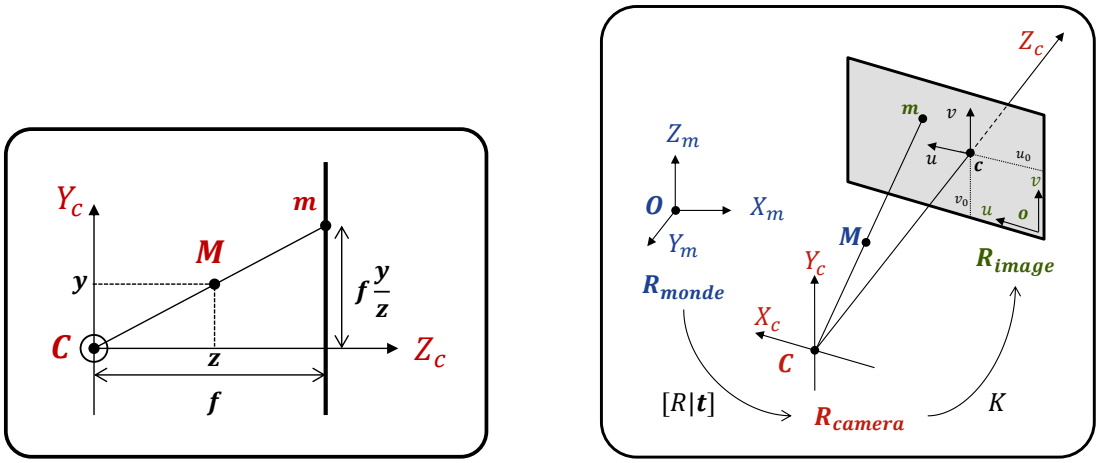
## 3.2 Géométrie d'un système stéréoscopique

Sur un système de radiologie interventionnelle, le tube délivrant les rayons X est conçu de façon à ce que sa source (appelée point focal ou *focal spot* en anglais) puisse être assimilée à un point. Les systèmes de dernières générations sont équipés de détecteurs plan permettant une acquisition sans distorsions géométriques de l'image rayons X contrairement aux amplificateurs de brillance anciennement utilisés. Dans ces conditions, le processus géométrique de formation d'une image sur un tel système peut être décrit par le modèle sténopé (appelé aussi modèle en trou d'épingle ou encore *pin-hole model* en anglais).

Nous rappelons les bases géométriques d'un modèle sténopé en Sec. 3.2.1 qui permettent de caractériser la matrice de projection qui lie un point de l'espace 3D à sa projection dans une image. Nous présentons en Sec. 3.2.2 les principaux concepts de la géométrie épipolaire qui permettent d'exprimer les relations géométriques qui lient deux caméras et qui sont à la base de la vision stéréoscopique. Nous explicitons comment exprimer plus simplement le lien géométrique entre les deux projections d'un même point 3D par une opération de rectification en Sec. 3.2.3 et comment reconstruire un point 3D à partir de deux points qui se correspondent (ie qui sont la projection du même point 3D physique) en Sec. 3.2.4.

### 3.2.1 Le modèle de caméra

Un modèle de caméra permet de décrire comment les objets 3D observés se projettent sur une image. Pour une source ponctuelle, le modèle sténopé représente la projection perspective d'un point 3D sur un plan image. Selon ce modèle illustré sur la Figure 3.1, le centre de projection est le centre optique $\mathbf{C}$ de la caméra et le point principal $\mathbf{c}$ est la projection orthogonale de $\mathbf{C}$ sur le plan image. Dans le repère de la caméra ayant $\mathbf{C}$ pour origine et des axes $(X_C, Y_C, Z_C)$ avec $(X_C, Y_C)$ parallèles à ceux du repère image et $Z_C$ orthogonal au plan image, la droite passant par $\mathbf{C}$ et un point de l'espace 3D $\mathbf{M} = (x, y, z)^t$ intersecte le plan image en un point 2D $\mathbf{m} = (f\frac{x}{z}, f\frac{y}{z})^t$ où $f$ est la distance focale. Sur un système d'acquisition par rayons X, la distance focale correspond à sa SID (*Source-Image Distance*).




(a) (b)

FIGURE 3.1 – Géométrie du modèle sténopé et repères (a) Projection du 3D $\mathbf{M}$ sur le plan image avec $\mathbf{C}$ le centre de projection et $f$ la distance focale entre le centre optique et le plan image. (b) La matrice des extrinsèques $[R|\mathbf{t}]$ permet de relier un repère 3D absolu $R_{monde}$ de la scène avec un repère 3D $R_{camera}$ lié à la caméra. La matrice des intrinsèques $K$ permet de relier les points 3D de la scène exprimés dans le repère caméra avec les points image exprimés en pixels dans un repère $R_{image}$ du plan image.

Soit $(x, y, z, 1)^t$ les coordonnées homogènes du point de l'espace $\mathbf{M}$ dans le repère caméra et $I$ la matrice identité de taille $3 \times 3$, la projection centrale s'exprime alors par le produit matriciel :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} fx \\ fy \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} = \mathtt{diag}(f, f, 1)[I|\mathbf{0}]\ \mathbf{M} \tag{3.1}$$

Afin de pouvoir écrire la matrice de transformation du repère caméra au repère image, nous devons tenir compte des caractéristiques internes à la caméra : la distance focale $f$ exprimée en mm, la taille $ps_u$, $ps_v$ des pixels dans l'image exprimée en mm et les coordonnées $(u_0, v_0)$ du point principal dans le repère image. Après transformation, les coordonnées $(u, v)$ de la projection du point $\mathbf{M}$ exprimées dans le repère de l'image deviennent alors :

$$\begin{cases} u &= \alpha_u \frac{x}{z} + u_0 \\ v &= \alpha_v \frac{y}{z} + v_0 \end{cases} \tag{3.2}$$

où $\alpha_u = f/ps_u$ et $\alpha_v = f/ps_v$.

Cette transformation est modélisée par $K$ de taille $3 \times 3$ appelée matrice des paramètres intrinsèques. La projection centrale de l'Eq. (3.1) devient alors :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} \alpha_u x + z u_0 \\ \alpha_v y + z v_0 \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_u & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} = K[I|\mathbf{0}]\mathbf{M} \tag{3.3}$$

Pour faire de la reconstruction, il est nécessaire d'exprimer les points 3D dans un repère commun indépendant du point de vue plutôt que dans le repère de la caméra. Ce repère fixe dans l'espace est communément appelé le repère monde. Le passage du repère caméra au repère monde correspond à une transformation rigide $[R|\mathbf{t}]$ qui se décompose en une matrice de rotation 3D notée $R$ et un vecteur de translation 3D noté $\mathbf{t}$. La matrice $[R|\mathbf{t}]$ de taille $3 \times 4$ est appelée matrice des paramètres extrinsèques. La matrice de projection perspective $P$ est ainsi entièrement caractérisée par la matrice des intrinsèques et la matrice des extrinsèques :

$$P = K[R|\mathbf{t}] \tag{3.4}$$

Ce modèle projectif est illustré par le schéma de la Figure 3.1(b). Les 11 paramètres qui caractérisent la matrice de projection $P$ (5 paramètres intrinsèques et 6 paramètres extrinsèques) peuvent être estimés explicitement par une procédure de calibration [Horaud and Monga, 1995]. Pour cela, on utilise un objet étalon appelé mire comportant des points d'intérêt facilement identifiables dans une image et dont la position dans le repère 3D de la mire est parfaitement connue. Dans le cas d'une caméra rayons X, on utilise un cylindre au sein duquel sont ancrées des billes de plomb le long d'une ligne hélicoïdale. La précision sur la position 3D des billes est donnée par le constructeur. Pour chacun de nos jeux de données, une calibration des caméras rayon X a été effectuée manuellement avec une mire suivant la procédure décrite dans [Gorges, 2007].

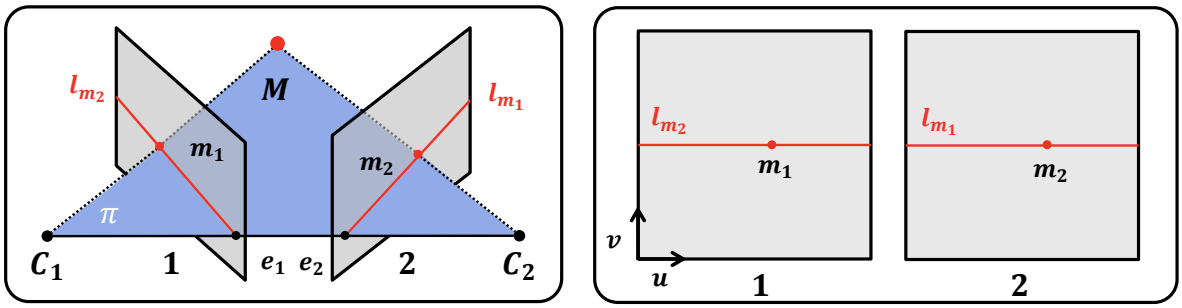
### 3.2.2 La géométrie épipolaire

Un système d'acquisition stéréoscopique est composé de deux caméras qui permettent d'observer une scène 3D en projection selon deux points de vue différents. Une procédure de calibration du système stéréo permet de définir une matrice de projection $P_1$ pour la caméra 1 et $P_2$ pour la caméra 2. Nous nous référons au schéma de la Figure 3.2(a) pour les descriptions qui suivent.

Soit $\mathbf{m_1}$ (resp. $\mathbf{m_2}$) le projeté du point 3D $\mathbf{M}$ sur le plan image 1 (resp. sur le plan image 2) par application de la matrice de projection $P_1$ (resp. $P_2$) associée à la caméra de centre optique $\mathbf{C_1}$ (resp. $\mathbf{C_2}$). La mise en correspondance repose sur la question suivante : lorsque j'observe le point $\mathbf{m_1}$ dans l'image 1, où se situe alors son point correspondant $\mathbf{m_2}$ dans l'image 2 ?

La géométrie épipolaire [Hartley and Zisserman, 2003] permet de répondre partiellement à cette question en mettant en relation géométrique des points de la première image avec ceux de la deuxième image. Comme l'illustre le schéma de la Figure 3.2(a), le point $\mathbf{m_2}$ qui correspond au point $\mathbf{m_1}$ appartient à une droite de l'image 2 appelée droite (ou ligne) épipolaire d'équation $\mathbf{m}^t\mathbf{l}_{\mathbf{m_1}} = 0$ avec $\mathbf{m}$ un point en coordonnées homogènes sur la droite. Cette droite épipolaire est la projection sur l'image 2 de tous les points 3D dont le projeté dans l'image 1 est $\mathbf{m_1}$, c'est à dire tous les points 3D qui appartiennent à la ligne de vue $(\mathbf{C_1}, \mathbf{M})$.

Sur le plan géométrique, la droite épipolaire est l'intersection avec le plan image 2 du plan épipolaire noté $\pi$ caractérisé par le triplet de points 3D $(\mathbf{C_1}, \mathbf{C_2}, \mathbf{M})$. L'intersection de ce plan épipolaire avec le plan image 1 définit une seconde droite épipolaire $\mathbf{l}_{\mathbf{m_2}}$ qui est alors la droite épipolaire conjuguée de la droite épipolaire $\mathbf{l}_{\mathbf{m_1}}$. Ainsi à tout point $\mathbf{M}$ de l'espace sont associés un plan épipolaire et une paire de droites épipolaires conjuguées. La ligne de base $(\mathbf{C_1}, \mathbf{C_2})$ qui relie les deux caméras appartient à tout plan épipolaire et intersecte les deux plans images respectivement en un point $\mathbf{e_1} = P_1\mathbf{C_2}$ pour l'image 1 et en point $\mathbf{e_1} = P_2\mathbf{C_1}$. Ces deux points sont appelés épipôles. Ainsi l'ensemble des droites épipolaires appartenant à l'image 1 (resp. l'image 2) s'intersectent à l'épipôle. On appelle faisceau épipolaire l'ensemble des droites épipolaires issues du même épipôle.




(a) (b)

FIGURE 3.2 – (a) Géométrie épipolaire associée à un système projectif : projection d'un point 3D $\mathbf{M}$ selon deux incidences différentes sur les plans image 1 et 2. $\mathbf{m_1}$ (resp. $\mathbf{m_2}$) est la projection de $\mathbf{M}$ vue par la caméra $\mathbf{C_1}$ (resp. $\mathbf{C_2}$) sur le plan image 1 (resp. 2) et se situe à l'intersection du rayon de projection issu de $\mathbf{C_1}$ (resp. $\mathbf{C_2}$), passant par $\mathbf{M}$ avec le plan image 1 (resp. 2). La ligne de base qui relie les deux centres optiques $\mathbf{C_1}$ et $\mathbf{C_2}$ intersecte le plan image 1 (resp. le plan image 2) à l'épipôle $\mathbf{e_2}$ (resp. $\mathbf{e_1}$). Le plan épipolaire $\pi$ passant $\mathbf{M}$ contient la ligne de base et la ligne épipolaire $\mathbf{l_{m_1}}$ (resp. $\mathbf{l_{m_2}}$) associée au point $\mathbf{m_1}$ (resp. $\mathbf{m_2}$) passent par l'épipôle. (b) Les deux plans images 1 et 2 présentés en géométrie rectifiée. L'ensemble des lignes épipolaires sont horizontales et deux lignes épipolaires conjuguées $\mathbf{l_{m_1}}$ et $\mathbf{l_{m_2}}$ se situent au même indice de coordonnée verticale $y$.

La matrice fondamentale $F$ permet de caractériser la relation géométrique qui lie les deux images de la manière suivante :

$$\begin{cases} \mathbf{l_{m_1}} = F\mathbf{m_1} \\ \mathbf{l_{m_2}} = F^t\mathbf{m_2} \end{cases} \tag{3.5}$$

Ainsi, deux points $\mathbf{m_1}$ et $\mathbf{m_2}$ qui se correspondent doivent être solution de l'équation :

$$\mathbf{m_2}^t F\mathbf{m_1} = 0 \tag{3.6}$$

La matrice fondamentale peut s'exprimer de manière algébrique en fonction des deux matrices de projection $P_1$ et $P_2$ [Xu and Zhang, 1996]

$$F = \begin{pmatrix} 0 & -\mathbf{e_2}(z) & \mathbf{e_2}(y) \\ \mathbf{e_2}(z) & 0 & -\mathbf{e_2}(x) \\ -\mathbf{e_2}(y) & \mathbf{e_2}(x) & 0 \end{pmatrix} P_2P_1^+ = [\mathbf{e_2}]_\times P_2P_1^+ \tag{3.7}$$

où la notation $[\mathbf{e}]_\times$ dénote la matrice anti-symétrique construite à partir du vecteur $\mathbf{e}$ et $P^+$ est le pseudo-inverse de $P$.

### 3.2.3 Rectification d'une paire d'images

La rectification est souvent utilisée en stéréovision pour simplifier l'analyse des images en géométrie épipolaire. Cette technique consiste à appliquer une homographie planaire à chacune des deux images de telle manière que deux droites épipolaires conjuguées sont transformées en deux droites horizontales de même indice vertical dans leur image respective (voir Figure 3.2(b)).

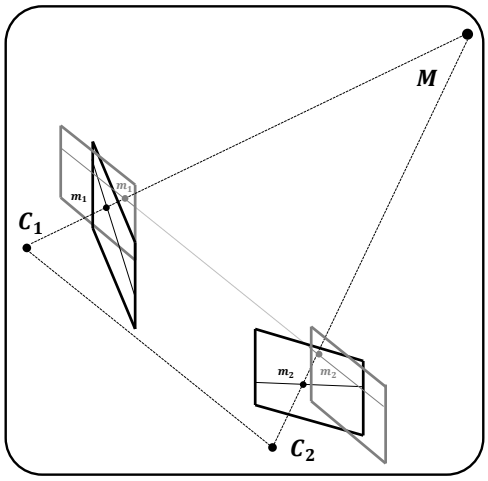



FIGURE 3.3 – Plans images noirs non rectifiés. Plans images gris rectifiés.

On note $H_1$ (resp. $H_2$) une matrice de rectification associée à l'image 1 (resp. l'image 2). Cette matrice de taille $3 \times 3$ peut se décomposer en trois transformations géométriques simples [Loop and Zhang, 1999] :

$$\begin{cases} H_1 = T_1 S_1 P_1 \\ H_2 = T_2 S_2 P_2 \end{cases} \tag{3.8}$$

- La matrice $A_1$ (resp. $AP_2$) correspond à une transformation perspective. Elle permet d'envoyer à l'infini la position de l'épipôle associé à l'image 1 (resp. l'image 2) ce qui a pour effet de rendre parallèles les droites qui composent le faisceau épipolaire.

- La matrice $S_1$ (resp. $S_2$) correspond à une similitude qui a pour effet de rendre l'ensemble des lignes épipolaires horizontales.

- La matrice $T_1$ (resp. $T_2$) est une transvection (*shearing*). Cette transformation permet de réduire les distorsions de l'image selon l'axe horizontal.

Ainsi à l'issue d'une opération de rectification, les plans images sont parallèles ainsi que leurs axes optiques respectifs. La distance focale associée à chacune des deux caméras est identique (voir le schéma de la Figure 3.3).

### 3.2.4 Reconstruction d'un point 3D par triangulation et sources d'erreurs

Soit $\mathbf{m_1}$ et $\mathbf{m_2}$ les projetés du point 3D $\mathbf{M}$ respectivement dans l'image 1 et l'image 2. Le point $\mathbf{M}$ se situe à l'intersection des deux lignes de vue $(\mathbf{m_1}, \mathbf{C_1})$ et $(\mathbf{m_2}, \mathbf{C_2})$.

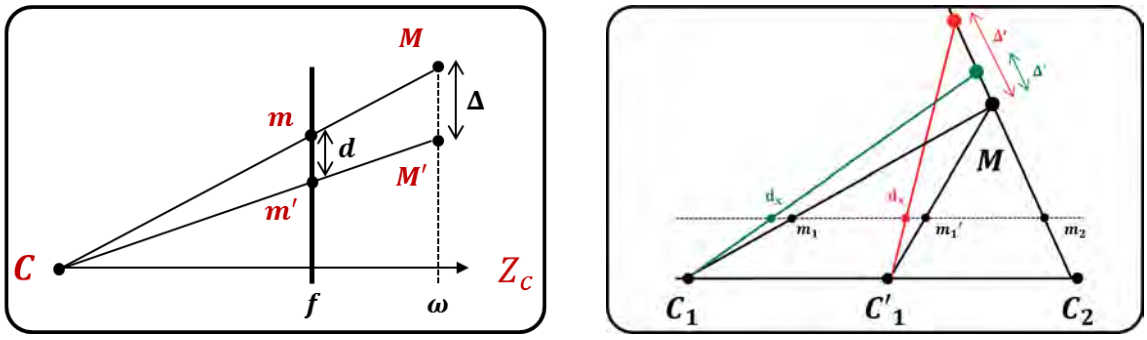
Lorsqu'il existe des erreurs sur la mesure des coordonnées de deux points $\mathbf{m_1}$ et $\mathbf{m_2}$ qui se correspondent, ces points n'appartiennent plus nécessairement au même couple d'épipolaires conjuguées. Les deux lignes de vue associées à ces points ne s'intersectent alors pas. En pratique, l'intersection peut être approximée simplement en prenant le milieu de la perpendiculaire commune aux deux lignes de vue [Dumay et al., 1994]. Néanmoins une telle méthode de triangulation n'est pas invariante par transformation projective[3] puisque les concepts de distance et de perpendicularité ne sont pas valides dans le contexte

3. En effet, si le point $M$ était imagé encore différemment, le point reconstruit $M$ à partir des nouveaux points $\mathbf{m_1}$ et $\mathbf{m_2}$ n'aurait pas la même position qu'avec la première paire d'images.

de la géométrie projective [Hartley and Zisserman, 2003]. Chercher un point **M** qui minimise l'erreur de projection (ie la somme du carré des distances entre les projections de **M** et les points $\mathbf{m_1}$ et $\mathbf{m_2}$) est au contraire une méthode de triangulation qui est invariante par transformation projective [Hartley and Zisserman, 2003].

De nombreux facteurs peuvent avoir un impact sur la précision de la reconstruction d'un point [Hartley and Zisserman, 2003]. Comme on peut s'en rendre compte simplement sur les schémas 2D de la Figure 3.4, les facteurs géométriques ayant un impact sur l'erreur 3D sont :

- La distance focale $f$.
- La profondeur $\omega$ du point 3D.
- L'incertitude de détection d'un point dans l'image.
- L'angle formé par les deux lignes de vues.



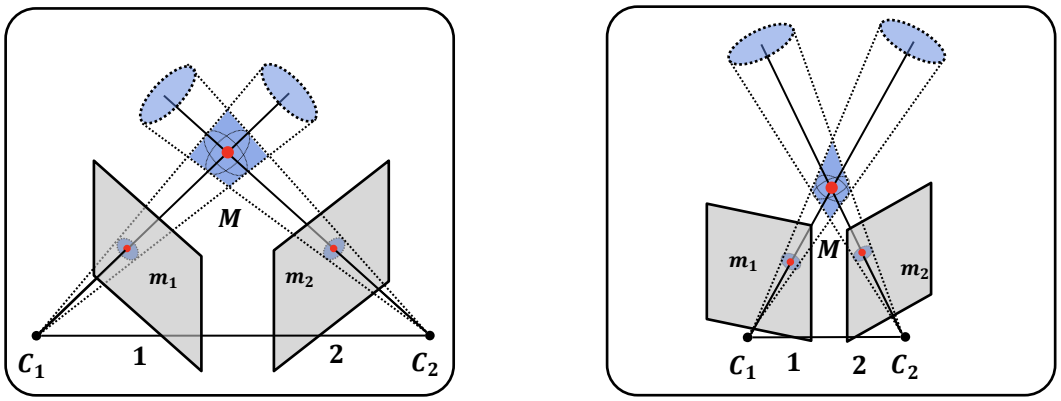

(a) (b)

FIGURE 3.4 – (a) Impact de l'erreur verticale 2D $d$ de l'estimation du point $\mathbf{m}$ sur l'erreur verticale 3D $\Delta$ de l'estimation du point $\mathbf{M}$. Ces deux erreurs sont liées par la relation $\omega d = f\Delta$, avec $\omega$ la profondeur du point $M$ par rapport à la caméra le long du rayon principal et $f$ la distance focale. (b) Comparaison d'une configuration des caméras en ligne de base large ($C_1C_2$) ou faible ($C'_1C_2$). Pour une même incertitude $d_x$ sur la mesure $m_1$ dans l'image, l'incertitude 3D $\Delta$ qui en résulte est plus grande dans le cas ($C'_1C_2$) où l'angle formé par les deux lignes de vue est plus petit.

On peut visualiser sur la Figure 3.5 l'erreur 3D en fonction de l'incertitude 2D comme l'intersection de deux cônes dont la base est l'incertitude de détection 2D. La Figure 3.5(a) montre une configuration où les deux axes optiques sont orthogonaux (caméras très écartées, ce qui est le cas dans le contexte de cette thèse) tandis que la Figure 3.5(b) montre une configuration des caméras avec un faible écartement. Il est possible d'optimiser la position d'un point 3D de manière à ce qu'elle approxime au mieux les mesures dans les images tout en tenant compte du bruit sur ces mesures par filtrage de Kalman [Ayache and Sander, 1991]. Le filtre permet de fournir récursivement une nouvelle estimation de la position optimale du point 3D et d'une matrice de covariance associée qui traduit la confiance que l'on a de cette estimation.

## 3.3 Reconstruction stéréo classique

Dans un problème de stéréovision, on cherche à produire une reconstruction d'une scène 3D sous la forme d'un nuage de points 3D. Les rayons de lumière qui permettent de produire des images par le biais d'une caméra ne traversent pas les objets opaques. Ainsi le nuage de points 3D reconstruit délimite des surfaces visibles d'objets de la scène observée. Nous avons vu en Sec. 3.2 qu'il est possible de retrouver la




(a) (b)

FIGURE 3.5 – Erreur 3D comme l'intersection de deux cônes dont la base est l'incertitude de détection 2D.

position d'un point 3D si l'on est capable de déterminer sa projection dans seulement deux images prises chacune sous un angle de vue différent. Le problème de reconstruction 3D peut alors être vu comme un problème de mise en correspondance où il s'agit de déterminer des points qui se correspondent entre deux projections. Ce problème est par nature ambigu puisqu'un point dans une image peut être apparié avec tous les points localisés sur la droite épipolaire associée dans la seconde image. Il est donc nécessaire d'introduire des connaissances supplémentaires pour contraindre davantage le problème.

L'objectif de cette section est de donner un aperçu global du problème de reconstruction en stéréovision afin de comprendre quelles connaissances sont mises en œuvre ou encore quelles hypothèses sont faites pour résoudre ce problème. La problématique de notre thèse se place en effet dans un contexte spécifique : vision par rayons X (donc sans objets opaques) selon des points de vue proches de l'orthogonale. Il nous est donc important de comprendre quelles contraintes sont applicables ou non à notre problématique. La difficulté consiste à (1) identifier des contraintes adaptées au problème (2) être capable de les mettre en œuvre pour discriminer une solution de manière automatique avec une contrainte temps réel [4] (3) Produire une reconstruction 3D avec une précision qui réponde aux contraintes cliniques.

Nous commençons donc par introduire dans un premier temps les principales contraintes utilisées en stéréovision classique. Puis, dans un deuxième temps, nous montrons comment ces contraintes sont mises en œuvre en pratique pour résoudre de manière globale le problème de correspondance entre des points. Nous verrons que les algorithmes utilisés sont très liés à la formulation du problème ainsi qu'aux contraintes globales que l'on cherche à appliquer.

### 3.3.1 Présentation des contraintes classiques

Le problème de correspondance entre des points est résolu à l'aide de contraintes qui doivent permettre de discriminer une solution. La contrainte épipolaire est l'unique contrainte forte (ie toujours vérifiée) dont on peut disposer en stéréovision. Elle permet de générer un premier ensemble d'hypothèses constitué d'appariements de points. Toutes les autres contraintes sont des contraintes faibles qui sont presque toujours vérifiées. On distingue alors deux types de contraintes :

- Les contraintes d'élagage. Ces contraintes sont utilisées localement pour pénaliser ou écarter des hypothèses ce qui permet ainsi de limiter la combinatoire associée au problème de mise en correspondance. Elles visent en effet à ramener le nombre de correspondants possibles le long d'une droite épipolaire à un nombre fini (préférablement aussi petit que possible) de points. Ces contraintes

4. Un système biplan peut acquérir jusqu'à 15 images par seconde

peuvent reposer sur des critères image comme la corrélation ou bien encore sur des critères géométriques comme la disparité.

- Les contraintes globales. Ces contraintes sont appliquées de manière globale pour discriminer une solution à partir d'un ensemble d'hypothèses de correspondance. Ces contraintes font souvent intervenir une connaissance a-priori sur la scène 3D que l'on cherche à reconstruire : continuité des surfaces 3D, visibilité des objets ou encore de l'ordre dans lequel ceux-ci apparaissent dans les images. Ces contraintes sont appliquées de manière globale à un ensemble d'hypothèses et la solution est formulée comme un problème d'optimisation.

#### 3.3.1.1 La contrainte épipolaire

La contrainte épipolaire restreint l'espace de recherche du correspondant d'un point à une droite épipolaire. Elle est applicable dès lors que l'on dispose d'un système stéréo calibré c'est-à-dire d'un système stéréo dont on connaît la matrice fondamentale. Un appariement de points qui vérifie la contrainte épipolaire doit donc nécessairement être solution de l'Eq. (3.6). En pratique, des petites erreurs de calibration peuvent exister. Lorsque l'incertitude sur la calibration est supérieure à la résolution de l'image, deux points qui se correspondent (ie issus du même point physique) n'appartiennent alors plus nécessairement au même couple de droites épipolaires conjuguées. La contrainte épipolaire peut donc parfois être relâchée en bande épipolaire pour prendre en compte le bruit de détection ou bien les erreurs de calibration.

#### 3.3.1.2 Les contraintes d'élagage

On distingue deux principales contraintes : la contrainte photométrique qui repose sur une mesure de ressemblance locale entre les deux images et la contrainte géométrique de disparité qui permet de borner la profondeur 3D de la scène.

**La contrainte photométrique** En vision, on suppose la plupart du temps que la surface des objets imagés est lambertienne. Par conséquent, la photométrie observée dans l'image est indépendante du point de vue. On peut ainsi supposer que la photométrie au voisinage d'un point pris sur une telle surface sera similaire à la photométrie observée au voisinage du point correspondant dans la deuxième image.

Typiquement, on compare les photométries dans les deux images à l'aide de deux régions d'intérêt rectangulaires centrées sur les deux points qui potentiellement se correspondent. La corrélation, éventuellement centrée et normalisée est un critère couramment utilisé pour établir une mesure de similarité entre ces deux points. Une mesure de ressemblance peut être également déduite à partir de descripteurs plus élaborés tels que les descripteurs SIFT [Lowe, 2004]. Ces descripteurs présentent l'avantage d'être robustes à certains types de transformations géométriques (rotation, changement d'échelle ...).

Lorsque l'écartement entre les deux caméras est important, la forme de la région d'intérêt choisie dans une image n'est pas préservée dans la seconde image. Evaluer la ressemblance entre deux régions d'intérêt de même forme n'est alors plus réaliste. Dans le cadre de la reconstruction de points d'intérêt (e.g. des coins), [Pritchett and Zisserman, 1998] utilise des homographies pour déformer localement la seconde image. Cela permet à la fois de définir une mesure de ressemblance invariante aux changements de point de vue mais également de réduire l'espace de recherche. Dans [Schmid and Zisserman, 2000], les auteurs proposent de trouver ces homographies à partir de correspondances entre deux coniques modélisant chacune un contour dans une image. Dans [Matas et al., 2002], les auteurs introduisent le concept de régions extrémales pour définir une nouvelle mesure de ressemblance robuste aux changements de point de vue importants.

**La contrainte de disparité** La disparité est définie par la différence de positions de deux points qui se correspondent dans une paire d'images. En géométrie rectifiée, la contrainte épipolaire impose que les ordonnées de deux points $\mathbf{m_1}$ et $\mathbf{m_2}$ qui se correspondent soient identiques. La disparité entre ces deux points devient alors une simple différence d'abscisse $\delta = \mathbf{m_1}(x) - \mathbf{m_2}(x)$. La disparité peut alors être

exprimée directement en fonction de la profondeur $Z$ du point 3D formé par le couple $(\mathbf{m_1}, \mathbf{m_2})$ :

$$\delta = \frac{b.f}{Z} \tag{3.9}$$

avec $b$ la distance entre les deux centres optiques et $f$ la distance focale [5].

En pratique, les valeurs de disparité sont limitées par les dimensions des images et les dimensions de la scène observée. Borner la profondeur des éléments de la scène 3D entre des valeurs $z_{min}$ et $z_{max}$ connues a-priori revient à borner l'intervalle de valeurs admissibles pour la disparité. Pour une géométrie arbitraire des caméras (ie pas nécessairement dans une configuration rectifiée), il est également possible de définir pour un point image donné un intervalle de positions admissibles le long de la droite épipolaire en disposant de l'intervalle de distance maximal qui peut séparer un objet de la caméra [Ayache and Sander, 1991].

#### 3.3.1.3 Les contraintes globales

On distingue trois types de contraintes globales : la contrainte d'ordre exprimée le long d'une paire de lignes épipolaires conjuguées, la contrainte d'unicité exprimée entre deux hypothèses et la contrainte de continuité de la disparité pouvant s'exprimer comme une limite du gradient de disparité. Contrairement aux contraintes locales qui s'appliquent sur chaque hypothèse indépendamment, les contraintes globales s'appliquent entre deux hypothèses et nécessitent alors de considérer l'ensemble des hypothèses de manière globale.

**La contrainte d'ordre** Il a initialement été observé dans [Yuille and Poggio, 1984] que deux points voisins pris sur une même surface opaque, tels que sur l'exemple de la Figure 3.6(a), apparaissent dans le même ordre dans les images. La contrainte d'ordre consiste donc à imposer que l'ordre relatif des points pris le long d'une ligne épipolaire soit également respecté par leurs correspondants le long de la droite épipolaire conjuguée [Pollard et al., 1985, Hu and Siy, 1993].

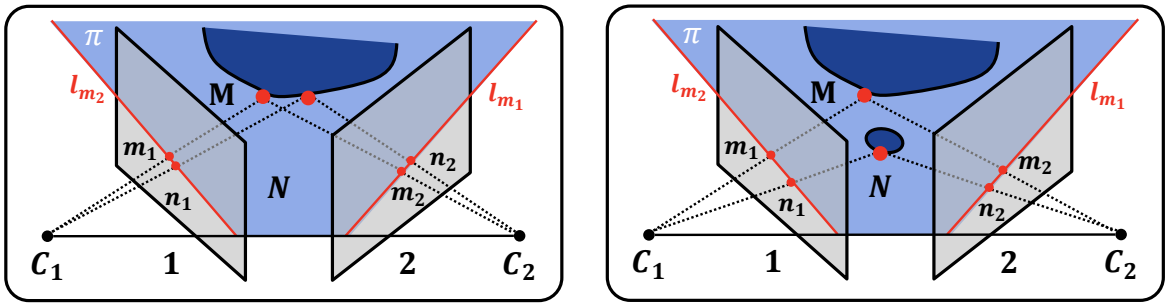
En géométrie rectifiée, on dit que deux appariements $(\mathbf{m_1}, \mathbf{m_2})$ et $(\mathbf{n_1}, \mathbf{n_2})$ vérifient la contrainte d'ordre si $(\mathbf{m_1}(x) < \mathbf{n_1}(x)) \Rightarrow (\mathbf{m_2}(x) < \mathbf{n_2}(x))$.

Cependant comme le montre l'exemple de la Figure 3.6(b), l'ordre n'est pas toujours conservé en projection. En effet, pour un point donné $\mathbf{M}$ de l'espace la contrainte d'ordre ne peut être vérifiée entre ce point et tout autre point pris dans l'espace intérieur délimité par les deux lignes de vues $(\mathbf{M}, \mathbf{C_1})$ et $(\mathbf{M}, \mathbf{C_2})$[Baker and Binford, 1981]. Dans l'exemple de la Figure 3.6(b), le point $\mathbf{N}$ est situé dans cette zone.

En pratique, lorsque les points de vue sont proches, la conservation de l'ordre des objets de la scène dans les images est la plupart du temps vérifiée. Cependant, ce n'est généralement pas le cas lorsque des objets fins sont situés en avant-plan de la scène comme l'illustre la Figure 3.6(b). La présence de tels objets rend la contrainte d'ordre très sensible aux changements de point de vue.

**La contrainte d'unicité** En vision stéréoscopique, il se peut que certains objets de la scène soient (partiellement) occultés dans une image par d'autres objets opaques de la scène ou encore que la scène imagée comporte des objets transparents. Plusieurs objets peuvent alors se superposer dans l'image tout en restant distinctement visibles.

5. On peut se référer au schéma explicatif de la Figure 3.1(a). Rappelons également qu'en géométrie rectifiée, on se ramène artificiellement à une configuration fronto-parallèle des caméras. Les distances focales des deux caméras sont donc identiques et la profondeur $Z$ d'un point 3D par rapport aux deux plans images est également la même.




(a) (b)

FIGURE 3.6 – Les schémas (a) et (b) montrent l'intersection d'un plan épipolaire avec un objet de la scène et deux points 3D **M** et **N** pris sur le contour de cet objet. Dans le cas de figure (a) la contrainte d'ordre est respectée. Ce n'est pas le cas dans le cas de figure (b).

La contrainte d'unicité initialement introduite par [Marr and Poggio, 1976] ne tient pas compte de ces phénomènes et suppose une scène composée d'objets opaques où tous les points qui sont visibles dans une image le sont également dans la seconde image. En d'autres termes, cette contrainte suppose qu'il n'existe aucun couple de points 3D à reconstruire alignés sur la même ligne de vue. La contrainte d'unicité impose qu'un point dans une image ait un et un seul correspondant dans l'autre image.

Autrement dit, deux appariements $(\mathbf{m_1}, \mathbf{m_2})$ et $(\mathbf{n_1}, \mathbf{n_2})$ vérifient la contrainte d'unicité si $(\mathbf{m_1} \neq \mathbf{n_1})$ et $(\mathbf{m_2} \neq \mathbf{n_2})$.

On peut constater facilement que la contrainte d'unicité n'est plus adaptée localement en présence d'occultations dans une image ou bien en présence d'objets transparents dans la scène.

Certains auteurs comme [Kolmogorov and Zabin, 2004] relâchent la contrainte d'unicité pour détecter les points occultés dans l'image. Pour cela ils autorisent qu'un point puisse ne pas avoir de correspondant dans l'autre image. D'autres auteurs comme [Sun et al., 2005] autorisent en plus les points non-occultés à avoir plusieurs correspondants (au moins un). Le nombre de correspondants d'un point est appelé multiplicité : un point occulté est de multiplicité 0 tandis qu'un point non-occulté est de multiplicité supérieure ou égale à 1.

Il reste néanmoins que seule une petite proportion de pixels sont généralement concernés par le problème d'occultation dans une image. Les auteurs de [Kolmogorov and Zabin, 2004] cherchent donc à minimiser les occurences des occultations en pénalisant les appariements ayant une multiplicité égale à 0. Les auteurs de [Sun et al., 2005] cherchent à estimer simultanément une carte des disparités et une carte des occultations de sorte que les deux cartes soient cohérentes l'une avec l'autre.

**La limite du gradient de disparité** L'hypothèse de continuité de la surface des objets qui constituent la scène 3D se traduit par une continuité de la mesure de disparité pour des points voisins en 3D et localisés sur une même surface. La contrainte de continuité de la disparité s'énonce donc pour deux appariements potentiels $(\mathbf{m_1}, \mathbf{m_2})$ et $(\mathbf{n_1}, \mathbf{n_2})$.

Imposer la continuité sur la mesure de disparité entre des points voisins revient à limiter le gradient de disparité $G_d$ introduit par [Burt and Julesz, 1980] :

$$G_d = 2 \times \frac{||(\mathbf{m_1} - \mathbf{m_2}) - (\mathbf{n_1} - \mathbf{n_2})||}{||(\mathbf{m_1} - \mathbf{m_2}) + (\mathbf{n_1} - \mathbf{n_2})||} \tag{3.10}$$

Ce gradient est relié à la pente de la droite passant par les deux points 3D formés par les couples $(\mathbf{m_1}, \mathbf{m_2})$ et $(\mathbf{n_1}, \mathbf{n_2})$ et donc de l'inclinaison de la surface sous-jacente passant par ces deux points. Ainsi imposer une limite supérieure au gradient de disparité revient à interdire des surfaces trop fortement inclinées. Il a été montré [Pollard et al., 1985] qu'imposer une limite du gradient de la disparité telle que $G_d < 2$ permet de garantir à la fois la contrainte d'ordre et la contrainte d'unicité.

### 3.3.2 Mise en œuvre globale des contraintes

Une excellente taxonomie des algorithmes de stéréovision dense a été proposée par [Scharstein and Szeliski, 2002]. Les auteurs remarquent que la plupart des algorithmes de stéréovision peuvent s'inscrire dans un schéma de résolution en 4 étapes (ou un sous-ensemble de ces 4 étapes) :

1. Évaluation d'un coût d'appariement (voir Sec. 3.3.1.2)
2. Agrégation des coûts d'appariement sur un voisinage.
3. Calcul et optimisation des disparités.
4. Raffinement des disparités.

Nous nous intéressons ici plus particulièrement à l'étape 3 qui est au cœur de la résolution du problème de correspondance. On peut distinguer les méthodes locales des méthodes globales. Les méthodes locales s'appuient essentiellement sur les coûts d'appariement et l'étape d'agrégation pour sélectionner en chaque point le meilleur appariement en terme de coût. Une mise en œuvre globale des contraintes présentées dans les Sec. 3.3.1.2 et 3.3.1.3 vise à proposer un meilleur compromis sur l'ensemble des appariement locaux ce qui nécessite le plus souvent de résoudre un problème d'optimisation. En stéréovision classique, ce problème est exprimé sous la forme d'une énergie à minimiser $E$ :

$$E(d) = E_{\text{data}}(d) + \lambda E_{\text{smooth}}(d) \tag{3.11}$$

où $d$ est la fonction de disparité (ou carte de disparité) qui à tout point $p$ d'un ensemble $\mathcal{P}$ d'une image associe une valeur de disparité $d(p)$. Le terme image $E_{\text{data}}(d)$ mesure à quel point la fonction de disparité $d$ s'accorde avec les données images en se basant sur une mesure de ressemblance $D$ (Par exemple les contraintes photométriques de la Sec. 3.3.1.2). Ce terme agit à l'échelle d'un point et peut s'écrire ainsi :

$$E_{\text{data}}(d) = \sum_{p \in \mathcal{P}} D(d(p)) \tag{3.12}$$

Le terme $E_{\text{smooth}}(d)$ permet d'introduire des contraintes de régularité. Une contrainte fréquente est la continuité de la disparité entre deux pixels $\{p, q\}$ pris dans un voisinage $\mathcal{N}$, exprimée via une fonction $V$ :

$$E_{\text{smooth}}(d) = \sum_{\{p,q\} \in \mathcal{N}} V(d(p), d(q)) \tag{3.13}$$

Le choix de la fonction $V$ est critique car on souhaite une fonction capable de préserver les discontinuités aux frontières des objets [Terzopoulos, 1986]. La forme de cette fonctionnelle peut également servir à prendre en compte des contraintes de visibilité globales.

Minimiser $E$ suppose généralement de discrétiser l'espace des disparités. L'effet de cette discrétisation étant visible dans la carte de disparité $d$, une étape de raffinement (ie l'étape 4 ci-dessus) est généralement

effectuée a-posteriori pour atteindre une précision sub-pixelique de la disparité.

Les méthodes pour lesquelles $\lambda = 0$ peuvent être qualifiées de locales (voir l'Eq. (3.11)). Pour chaque point $p$ dans une image, on cherche alors le point correspondant dans la deuxième image qui minimise $E_{\text{data}}(d(p))$. Sans contraintes supplémentaires, un point de la deuxième image peut alors se retrouver à avoir plus d'un correspondant.

Dans une approche globale ($\lambda \neq 0$), il n'est pas envisageable d'énumérer toutes les solutions possibles pour trouver celle(s) qui minimise(nt) l'énergie de l'Eq. (3.11). Diverses techniques d'optimisation peuvent alors être utilisées pour trouver un minimum local (et que l'on espère global). Les algorithmes permettant de résoudre un tel problème se distinguent alors par la technique d'optimisation utilisée qui dépend du type de contraintes que l'on cherche à mettre en œuvre. Nous présentons brièvement quelques-unes des techniques majeures qui sont utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation à forte combinatoire et comment elles permettent d'intégrer les contraintes globales présentées en Sec. 3.3.1.3. Pour plus détails, on peut se référer aux articles spécifiques cités par la suite ou bien à l'article de synthèse [Felzenszwalb and Zabih, 2011], où les auteurs passent en revue les principales techniques d'optimisation combinatoire utilisées en stéréovision et en discutent l'application sur des exemples représentatifs.

#### 3.3.2.1 Résolution par programmation dynamique

Imposer une contrainte d'ordre sur les points situés le long d'une droite épipolaire est assimilable à un problème de type chemin dans une matrice d'appariements. En effet, tout chemin monotone dans cette matrice décrit une fonction d'appariement pour laquelle la contrainte d'ordre est vérifiée. Lorsque le chemin est strictement monotone, la contrainte d'unicité est également vérifiée. Une manière d'intégrer les occultations consiste à chercher un chemin monotone où les paliers verticaux et horizontaux de ce chemin correspondent aux parties occultées [Cox et al., 1996]. Un tel problème peut se résoudre en temps polynômial avec une technique d'optimisation globale comme la programmation dynamique qui est généralement appliquée sur des images préalablement rectifiées. Cette optimisation s'effectue sur chaque ligne épipolaire indépendamment ce qui ne permet pas de garantir la continuité entre les lignes épipolaires.

Initialement utilisées en stéréovision pour la reconstruction de contours [Baker and Binford, 1981, Ohta and Kanade, 1985], les techniques de programmation dynamique ont pu être adaptées à la stéréo dense en tenant compte de la nécessité d'imposer la continuité entre les lignes épipolaires [Torr and Criminisi, 2004, Kim et al., 2005]. Pour cela, une mise en correspondance préalable d'un ensemble de structures d'intérêt de la scène (e.g. coins ou contours) peut être considérée. Le résultat de cette mise en correspondance est alors réinjecté au sein d'une optimisation globale. Dans [Torr and Criminisi, 2004] ce résultat sert à modifier la fonction de coût afin d'attirer le chemin optimal vers les points d'intérêt dit "pivots" déjà appariés. Inspirés par les travaux de [Zickler et al., 2003], les auteurs de [Kim et al., 2005] proposent un algorithme de mise en correspondance globale par programmation dynamique qui agit en deux passes pour assurer la continuité de la disparité. Dans une première passe, une énergie de la forme de l'Équation 3.11 est minimisée le long des lignes épipolaires puis un terme tenant compte du résultat ainsi obtenu est ajouté à cette expression de l'énergie pour assurer la continuité entre les lignes épipolaires (inter-ligne) dans une seconde passe. Dans la mesure où aucune contrainte d'ordre n'est considérée, l'optimisation inter-ligne peut être effectuée de la même manière que l'optimisation intra-ligne.

#### 3.3.2.2 Résolution par graph-cuts

Minimiser l'énergie de l'Équation 3.11 est un problème NP-difficile. Deux approximations via une formulation par *graph cuts* sont proposées par [Boykov et al., 2001]. Sous réserve que l'énergie à minimiser satisfait un certain nombre de conditions [Kolmogorov and Zabin, 2004], il est possible de construire un graphe spécialisé dont la coupe minimale correspond à un minimum (local ou global) de l'énergie. Ce problème se ramène à un problème de recherche de flot maximum dans un graphe pour lequel il existe des algorithmes de résolution en temps polynômial.

Les auteurs de [Ishikawa and Geiger, 1998] proposent une nouvelle utilisation de l'algorithme de flot maximum pour trouver une solution globale alors obtenue par une unique coupe dans un graphe orienté. Cette solution vérifie la contrainte d'unicité et la contrainte d'ordre et des fonctions de coût nécessairement convexes sont utilisées pour modéliser l'interaction entre les lignes épipolaires ainsi que les discontinuités et les occultations le long des lignes épipolaires. Dans [Kolmogorov and Zabih, 2001] et [Kolmogorov and Zabih, 2006], les auteurs présentent deux algorithmes qui permettent d'étendre l'utilisation des *graph cuts* à une formulation de l'énergie où le terme de continuité considéré est le modèle de Potts et où les occultations sont modélisées par un terme de pénalité supplémentaire $E_{\text{OCC}}(d)$. La contrainte d'unicité est garantie par construction d'une énergie qui devient infinie lorsque la contrainte d'unicité n'est pas vérifiée.

Une comparaison expérimentale des performances d'algorithmes stéréo de types min-cut/max-flow a été effectuée dans [Boykov and Kolmogorov, 2004]. Sur des images standard, la résolution peut aller de quelques secondes et jusqu'à plus d'une minute. Plus récemment, une autre étude [Szeliski et al., 2006] a comparé entre autres les performances d'une technique de minimisation par graph-cuts avec d'autres techniques de minimisation standard. Des stratégies d'accélération permettant des gains de temps calcul significatifs pour un résultat peu dégradé ont été proposées. Dans [Veksler, 2006], les auteurs proposent d'utiliser des algorithmes stéréo locaux pour réduire l'espace des disparités possibles dans un premier temps et appliquent un algorithme de graph-cut plus coûteux mais donnant un résultat plus précis dans un deuxième temps.

#### 3.3.2.3 Résolution par relaxation

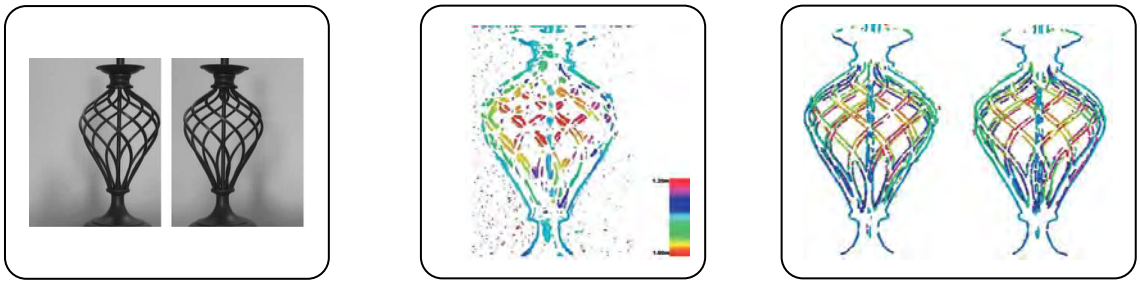
Initialement introduites en vision par les travaux de [Rosenfeld et al., 1976] pour de l'étiquetage de scène, les techniques d'optimisation par relaxation [Zucker et al., 1981, Hummel and Zucker, 1983, Pelillo, 1997] permettent de reformuler un problème d'optimisation combinatoire tel que celui de l'Eq. (3.11) en un problème d'optimisation continue avec des contraintes linéaires. Une solution satisfaisant les contraintes est ensuite obtenue par une technique similaire à une descente de gradient. La minimisation s'effectue selon une procédure itérative en propageant simultanément au sein d'un réseau d'étiquettes des informations contextuelles locales. Les méthodes d'optimisation par relaxation ne présentent pas de restriction quant à la forme de la fonctionnelle que l'on cherche à minimiser contrairement aux techniques d'optimisation par *graph cuts* mais ont une résolution théorique en temps exponentiel. La relaxation a été utilisée entre autre dans les travaux [Chou and Brown, 1990, Szeliski, 1991] pour retrouver l'information de disparité et dans [Li and Zucker, 2006, Nasrabadi, 1992, Shan and Zhang, 2002] pour de la mise en correspondance de segments. Ces méthodes restent néanmoins très sensibles à l'initialisation. Dans [Christmas et al., 1995] les contraintes locales sont utilisées pour initialiser les étiquettes contrairement à d'autres approches [Li, 1992] où les étiquettes initiales sont choisies aléatoirement.

### 3.3.3 Discussion

L'information photométrique et l'hypothèse de continuité des surfaces des objets sont à la base de la plupart des algorithmes de stéréovision classique et jouent un rôle majeur dans la résolution du problème de correspondance. On peut remarquer sur l'exemple de la Figure 3.7 qu'il est difficile de mettre en correspondance des points appartenant à des objets non texturés. La carte de disparité de la Figure 3.7(b) est obtenue à partir des deux projections de la Figure 3.7(a) et un algorithme global [Zitnick and Kanade, 2000] utilisant des contraintes classiques (unicité et continuité de la disparité). Le résultat obtenu est peu satisfaisant dans la mesure où des fragments de la structure courbe sont manquants, la disparité ne varie pas continument et de nombreuses hypothèses erronées ont été conservées. Une contrainte d'ordre pourrait être envisagée pour remédier à ce problème pour des images acquises suivant des points de vue proches.

Nous disposons dans notre cas d'images rayons X pour lesquelles les informations de texture et de photométrie ne peuvent pas être corrélées à travers les différentes images par la nature même du processus physique d'acquisition. Comme nous l'avons vu dans le chapitre 2, nos images présentent un objet fin (le micro-guide) et peu contrasté sur un fond uniforme après soustraction du fond anatomique. Parmi

l'ensemble des contraintes présentées dans cette section, il ne reste donc plus que la contrainte épipolaire et la contrainte d'unicité. Cette dernière reste vérifiée la plupart du temps car elle n'est violée qu'en présence d'auto-occultation qui est un évènement rare pour un guide. On peut observer sur la Figure 3.7(c) qu'une technique de recontruction [Li and Zucker, 2006] utilisant la contrainte épipolaire et la contrainte d'unicité mais surtout qui exploitent des contraintes spécifiques aux structures courbes comme la continuité le long d'une courbe 3D permet d'obtenir de bien meilleurs résultats. Nous allons donc nous intéresser aux contraintes spécifiques aux courbes que l'on peut poser en stéréovision.



(a) (b) (c)

FIGURE 3.7 – Exemple tiré de [Li and Zucker, 2006] qui illustre l'importance d'imposer de la cohérence le long des structures curvilignes 3D pour la reconstruction. (a) 2 projections d'une lampe (b) Carte des disparités obtenue par une technique de stéréovision classique n'utilisant pas de contrainte spécifique des structures courbes [Zitnick and Kanade, 2000] (c) Carte des disparités obtenue par une technique de stéréovision qui utilise des contraintes spécifiques des structures courbes [Li and Zucker, 2006]

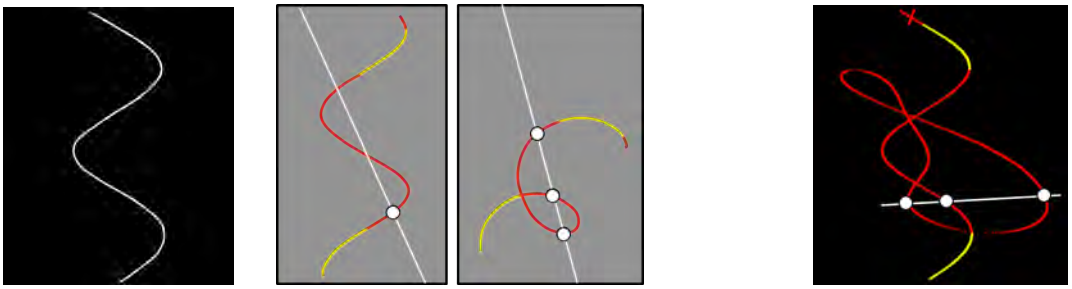
## 3.4 Reconstruction 3D de courbes

Les courbes sont des formes qui apparaissent naturellement dans les images. Elles peuvent correspondre à la projection d'une courbe 3D ou bien représenter un contour physique ou apparent d'objet dans l'image. Elles fournissent donc des informations structurelles importantes de la scène imagée. Certaines applications visent à reconstruire des scènes entières (ie un ensemble de courbes 3D) à partir des contours observés [Fabbri and Kimia, 2010] tandis que d'autres applications s'intéressent à la reconstruction d'un objet particulier pouvant être modélisé par une unique courbe [Martinsson et al., 2007]. L'unicité de la courbe à reconstruire ainsi que son type (courbe ouverte ou fermée, planaire ou non-planaire) ou dans certains cas sa forme particulière (droite, conique) [De Ma, 1993, Quan, 1996] sont autant de connaissances supplémentaires qui peuvent être exploitées pour parvenir à une reconstruction de l'objet.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons plus particulièrement à la reconstruction stéréoscopique d'une courbe 3D qui est a-priori non-planaire. Comme nous le verrons dans la Sec. 3.4.1, reconstruire une telle courbe 3D n'est généralement pas une tâche triviale. Nous nous intéressons à cette problématique dans un contexte où les caméras sont éloignées et où l'extraction de la projection de la courbe 3D dans l'image peut comporter des erreurs. La connaissance que la projection est une courbe permet de structurer le bas niveau où le mieux qu'on puisse espérer pour contraindre le problème serait de pouvoir décrire cette projection par une courbe paramétrée. Cependant cela n'est pas toujours possible et dépend de la nature des images (contenu, bruit ...) dont on dispose. Nous nous intéressons donc d'abord à la structuration des données courbes en Sec. 3.4.2. Nous présentons ensuite un ensemble de contraintes spécifiques aux courbes en Sec. 3.4.3, allant du plus général au plus spécifique suivant le niveau de structuration dont on dispose. Puis, nous verrons comment ces contraintes peuvent être mises en œuvre pour parvenir à reconstruire une ou plusieurs courbes en Sec. 3.4.4. Enfin, la courbe 3D que nous cherchons à reconstruire étant une instance au sein d'une séquence d'acquisition, nous nous intéresserons aux différentes stratégies qui ont été envisagées pour intégrer des contraintes temporelles dans la problématique de reconstruction en Sec. 3.4.5.

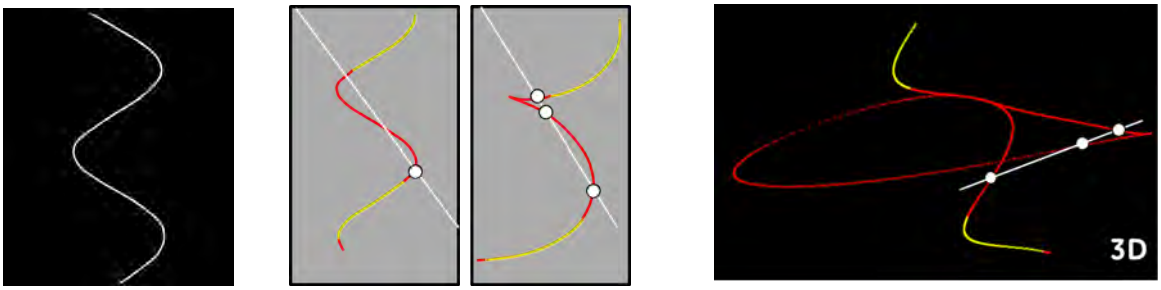
### 3.4.1 Considérations sur la reconstruction stéréoscopique d'une courbe 3D non planaire

La Figure 3.8 illustre par un exemple simple le cœur de notre problématique : reconstruire une unique courbe 3D non planaire (Figure 3.8(a)) à partir de deux projections acquises selon des points de vue très différents (Figure 3.8(b)). L'exemple de la Figure 3.9 diffère de l'exemple de la Figure 3.8 par un positionnement relatif des caméras différent. On observe un point de rebroussement dans la projection latérale de la Figure 3.9(b) contrairement à la projection latérale dans la Figure 3.8(b) qui présente une boucle.



(a) Courbe 3D initiale (b) Projections frontale et latérale. (c) Rétro-projection épipolaire

FIGURE 3.8 – Exemple synthétique d'une courbe 3D hélicoïdale (a) projetée selon deux incidences frontale et latérale (b). En appliquant la contrainte épipolaire, le point blanc sur la courbe dans la projection frontale peut être apparié aux 3 points blancs sur la courbe dans la projection latérale formant ainsi 3 hypothèses. (c) Les 3 hypothèses rétro-projetées dans l'espace 3D. Les portions de courbes rouges dans les images sont les portions ambigües pour lesquelles la contrainte épipolaire ne suffit pas à déterminer les bonnes correspondances. On peut observer toutes les différentes possibilités de reconstruction en rouge sur la Figure 3.8(c). Les portions de courbes jaunes correspondent aux portions non-ambigües pour lesquelles la contrainte épipolaire est suffisante.




(a) Courbe 3D initiale (b) Projections frontale et latérale. (c) Rétro-projection épipolaire

FIGURE 3.9 – Exemple synthétique d'une courbe 3D hélicoïdale (a) projetée selon deux incidences frontale et latérale (b). Le point blanc sur la courbe dans la projection frontale peut être apparié aux 3 points blancs sur la courbe dans la projection latérale formant ainsi 3 hypothèses. (c) Les 3 hypothèses rétro-projetées dans l'espace 3D.

Dans un contexte d'imagerie par rayons X, la photométrie ne nous permet pas de différencier des points de la courbe situés le long d'une même ligne épipolaire. Nous pouvons également observer que la présence d'une boucle dans l'une des deux projections a pour conséquence que la contrainte d'ordre n'est pas vérifiée. Nous n'avons donc pour le moment, d'autre choix que de considérer tous les appariements possibles entre un point d'une courbe dans une image et les points d'intersection de la courbe avec l'épipolaire dans la deuxième image (voir Figure 3.8(b)). On appellera *rétro-projection épipolaire* (voir Figure 3.8(b)) la reconstruction de tous ces appariements possibles et qui n'est rien d'autre que le résultat de l'intersection 3D de l'ensemble des lignes de vues associées aux deux courbes 2D (voir Figure 3.8(c) et Figure 3.9(c)).

#### 3.4.1.1 Aspects géométriques

Le problème de reconstruire une courbe 3D non-planaire est un problème mal posé dès lors que plusieurs portions distinctes de la courbe 3D que l'on cherche à reconstruire intersectent le même faisceau de plans épipolaires. Les projections de telles portions de courbes 3D sont représentées en rouge sur les exemples de la Figure 3.8(b) et la Figure 3.9(b). Les autres portions de courbes sont représentées en jaune.

Les auteurs de [Kaminski and Shashua, 2004] se sont intéressés à la reconstruction d'une courbe 3D algébrique planaire (ie de degré $d \leq 2$) et non-planaire (ie de degré $d > 2$). La courbe reconstruite est incluse dans l'intersection de deux surfaces algébriques, chacune formée par l'ensemble des lignes de vues qui lient un des deux centres optiques aux points de la courbe dans l'image associée. Les points 3D qui sont à l'intersection de ces deux surfaces définissent une variété de degré $d^2$. On peut visualiser sur les Figures 3.8(c) et 3.9(c) des exemples de telles variétés. Les auteurs de [Kaminski and Shashua, 2004] ont prouvé pour une courbe 3D non-planaire de degré $d > 2$ qui n'est pas tangente plus d'une fois au même plan épipolaire (c'est le cas des deux exemples précédents) que l'intersection des deux surfaces algébriques issues de deux projections est une variété qui est l'union de deux composantes irréductibles : l'une de degré $d$ qui correspond à la solution du problème de reconstruction et l'autre de degré supérieur $d(d-1)$. Lorsque $d = 2$ (ie la courbe 3D est une conique), ces deux composantes sont des coniques et une troisième vue est alors indispensable pour discriminer la bonne solution.

Lorsqu'une partie de la courbe 3D à reconstruire est entièrement inscrite dans un plan épipolaire, une infinité de solutions sont possibles et la reconstruction 3D est par conséquent impossible. Il peut être utile de faire appel à des contraintes de régularité pour interpoler la portion de courbe à partir des portions de courbes reconstruites dans les plans épipolaires adjacents. On peut observer ces phénomènes au niveau de la courbe dans l'image lorsque celle-ci présente des points d'inflexion ou encore des points tangents à une ligne épipolaire.

#### 3.4.1.2 Aspects images

L'exemple précédent est un cas idéal qui suppose que la détection des courbes dans les images est parfaite ce qui n'arrive presque jamais en pratique. De nombreuses méthodes de reconstruction de courbes 3D reposent sur une étape préliminaire d'extraction de ces courbes dans les images afin de pouvoir procéder à leur reconstruction stéréoscopique. L'exemple de la Figure 3.10 illustre les différents types d'erreur qui sont couramment rencontrés lorsque l'on cherche à extraire un guide qui apparaît peu contrasté au sein d'une image bruitée, ainsi que nous l'avons vu au chapitre 2.

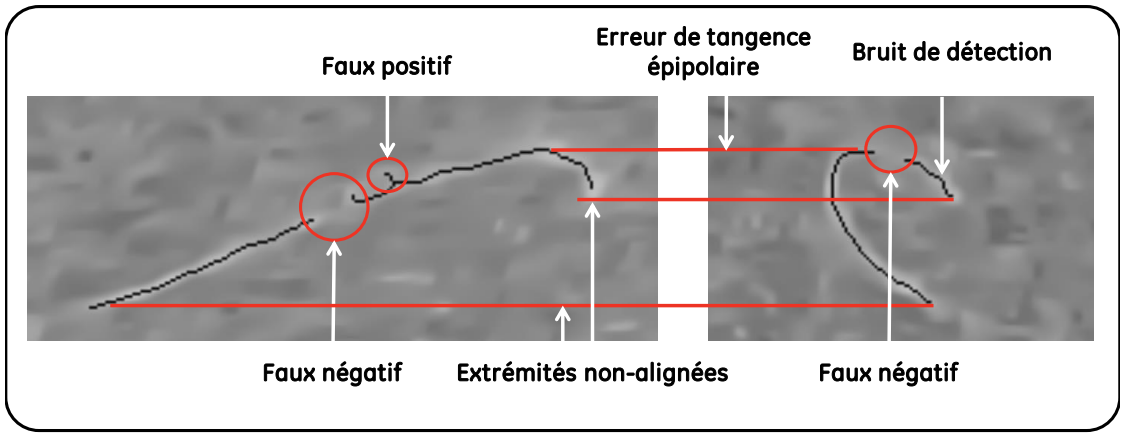
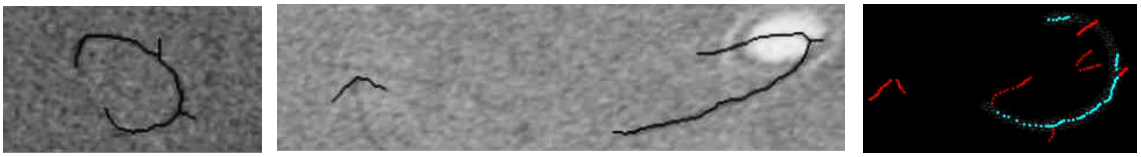



Figure 3.10 – Résultat de l'extraction d'un guide dans une paire d'images fluoroscopiques rectifiées (les lignes horizontales rouges qui traversent les deux images montrent des lignes épipolaires). Les différents types d'erreurs rencontrés dans les images segmentées sont indiqués par les flèches blanches.

On observe qu'en pratique, le résultat de cette extraction n'est pas toujours consistant entre deux images : présence de fausses détections ou de courbes fragmentées résultant de divers phénomènes (occultations, bruit, contours apparents ...). Des erreurs de tangence épipolaire peuvent également survenir où une droite épipolaire tangente à la courbe dans une image voit son épipolaire conjuguée passer au-dessus de la courbe dans la seconde image. De telles erreurs peuvent être dues à du bruit de détection, une erreur de calibration ou encore au caractère asynchrone de l'acquisition des images rayons-X avec un système biplan, surtout lorsque le guide imagé est en mouvement. Ces différentes erreurs présentes dans les images peuvent entraîner des difficultés pour la reconstruction. Par exemple, la présence de fausses détections peut entraîner la reconstruction de structures parasites tandis qu'une segmentation où des portions de la courbe n'ont pas été détectées entraînent une reconstruction fragmentée (voir l'exemple de la Figure 3.11). Dans l'optique de faciliter par la suite le problème de reconstruction, des traitements supplémentaires peuvent être envisagés pour améliorer le résultat de cette extraction (voir Sec. 2.2.2.2 du chapitre 2).



(a) Projection frontale (b) Projection latérale (c) Rétro-projection épipolaire

FIGURE 3.11 – Exemple d'une reconstruction bruitée. (a) et (b) Résultat de la segmentation dans les projections frontale et latérale. (c) Rétro-projection épipolaire (points 3D rouges et bleus). La figure montre également la vérité terrain (points 3D gris) obtenue par seuillage d'une acquisition tomographique. Les bons appariements sont représentés par les points 3D bleus (coïncidant avec la vérité terrain) et les mauvais appariements sont représentés par les points 3D rouges.

### 3.4.2 Représentations d'une courbe dans les images

L'information de courbe peut être exprimée dans les images par différents niveaux de représentation. Allant du plus général (ie le moins structuré) au plus spécifique (ie le plus structuré), un niveau de représentation peut être :

1. Un ensemble de points de contours non structuré (ie un amas de pixels). Ces points ont été préalablement identifiés comme appartenant à une structure courbe.

2. Un ensemble de fragments de courbes non structuré. Un fragment de courbe est une liste chaînée de points qui ne comporte pas de jonctions (ie un point est connecté à tout au plus deux voisins). Un fragment de courbe est donc par nature paramétré., mais aucune paramétrisation n'est disponible pour la courbe entière.

3. Un ensemble de points (ou de fragments de courbe) ordonnés qui décrit une paramétrisation complète de la projection de la courbe 3D. Il est alors possible d'approximer cet ensemble par un modèle de courbe lisse telle qu'une B-spline.

Quelle que soit la technique d'extraction utilisée, une courbe peut toujours être représentée par un amas de pixels (1). Cet amas peut avoir été obtenu par un simple seuillage de l'image (éventuellement filtrée).

Pour passer d'un ensemble de points non-structuré à des fragments de courbe (2), on peut utiliser des techniques standard d'amincissement [Lam et al., 1992, Lee, 2000] et de chaînage [Nalwa and Pauchon, 1987]. Dans [Tamrakar and Kimia, 2007], un modèle de courbe local permet de regrouper des points contours pour former des fragments de courbe lisses.

Parvenir à paramétrer une courbe complète (3) est une tâche plus complexe qui demande d'introduire des connaissances spécifiques sur la courbe recherchée telles que sa régularité et son unicité. La continuité

locale des tangentes le long de la courbe est généralement invoquée pour structurer un ensemble de points ou de fragments de courbe en un ensemble ordonné [Dedieu and Favardin, 1994, Lee, 2000, Lenz, 2008]. Bien que cette propriété reste valable en présence d'intersections, elle l'est moins en pratique au niveau d'une forte courbure et ne l'est plus du tout au niveau d'un point de rebroussement. Il devient alors par exemple difficile de différencier un point de rebroussement d'une barbule. Sur l'image segmentée de la Figure 3.12 la flèche indique un point de rebroussement. La forme de la courbe segmentée est similaire à celle obtenue dans la Figure 3.11(b).

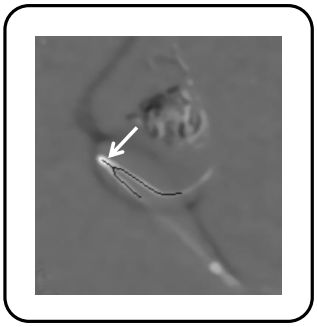


FIGURE 3.12 – Résultat de la segmentation de la projection d'une courbe 3D présentant un point de rebroussement. Il n'est pas évident simplement en regardant la projection de décider si le fragment indiqué par la flèche blanche est un point de rebroussement où une erreur de segmentation.

### 3.4.3 Présentation des contraintes spécifiques aux courbes

Nous proposons de regrouper l'ensemble des contraintes spécifiques au problème de reconstruction de courbes selon le niveau de représentation de la (ou des) courbe(s) dans les images.

#### 3.4.3.1 Contraintes relatives à un point contour

L'hypothèse qu'un point appartient à un contour permet de lui attribuer des caractéristiques locales photométriques et géométriques.

**Contraintes reposant sur la photométrie des contours** La contrainte d'orientation du gradient proposée par [Robert and Faugeras, 1991] est une contrainte spécifique aux points de contour qui exploite la différence de photométrie de part et d'autre du contour. Le gradient en intensité calculé sur un point de contour est perpendiculaire au contour dans l'image et son orientation par rapport au vecteur tangent indique quelle région de part et d'autre du contour est plus sombre. En se basant sur l'hypothèse que la zone sombre est située du même côté de la frontière dans les deux images, deux contours sont considérés dissemblables si $\det(\mathbf{g_1}, \mathbf{t_1})$ et $\det(\mathbf{g_2}, \mathbf{t_2})$ sont de signes opposés, où $\mathbf{g_1}$ (resp. $\mathbf{g_2}$) dénote la direction du gradient au point de contour dans l'image 1 (resp. l'image 2) et $\mathbf{t_1}$ (resp. $\mathbf{t_2}$) dénote la direction tangente[6] au point de contour dans l'image 1 (resp. l'image 2).

**La contrainte de bi-tangence épipolaire** Un plan épipolaire tangent à la courbe 3D se traduit par deux lignes épipolaires conjuguées chacune tangente à la courbe en projection [Porrill and Pollard, 1991] comme le montre le schéma de la Figure 3.13. Ainsi, la contrainte de bi-tangence épipolaire permet pour un point de la courbe tangent à une ligne épipolaire dans l'image 1 de réduire le nombre de points correspondants potentiels aux points de la courbe qui sont tangents à la droite épipolaire conjuguée dans l'image 2. Ce résultat peut être vu comme une extension des équations de Kruppa [Maybank and

6. Si on ne connaît pas a-priori le sens de la courbe qui matérialise le contour dans chacune des deux images, on suppose généralement que le vecteur tangent pointe approximativement dans la même direction dans les deux images pour choisir entre les deux directions possibles.

Faugeras, 1992] qui décrit un lien projectif entre des lignes épipolaires tangentes à une courbe dans chaque projection. Les auteurs de [Schmid and Zisserman, 2000] démontrent des conditions de correspondance similaires pour les coniques. Cette condition de correspondance a en pratique beaucoup été utilisée pour retrouver la géométrie épipolaire d'un système stéréoscopique non calibré pour des coniques [Kah and Heyden, 1998] et le cas général des courbes algébriques [Kaminski and Shashua, 2004] mais également pour des applications de *Structure-from-Motion* [Åström et al., 1999].

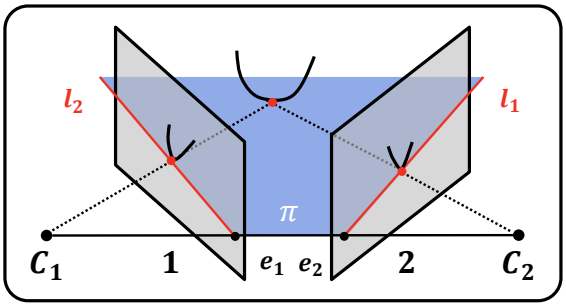



FIGURE 3.13 – Le plan épipolaire $\pi$ est tangent à la courbe 3D et le couple de lignes épipolaires conjugués $l_1$ et $l_2$ sont tangentes à la projection de cette courbe 3D dans chacune des deux images.

**Contraintes reposant sur la géométrie différentielle des courbes 2D** Il est possible d'estimer en tout point d'une courbe différentiable dans l'image une tangente et une courbure. Ces caractéristiques différentielles ont été utilisées pour réduire le nombre de correspondants potentiels en vision stéréo et trinoculaire.

- En vision binoculaire : pour tout point d'une courbe, une tangente peut être estimée et exprimée par son orientation $\theta_1$ (resp. $\theta_2$) relativement à un repère dans l'image 1 (resp. l'image 2). Il est alors possible de former un vecteur 3D noté $\mathbf{V}$ résultant de la mise en correspondance de deux points ayant des tangentes de pentes respectives $\tan(\theta_1)$ et $\tan(\theta_2)$. En géométrie rectifiée [Horaud and Monga, 1995] démontre que lorsque $\mathbf{V}$ est parallèle au plan image alors $\theta_1 = \theta_2$ et plus $\mathbf{V}$ devient incliné par rapport au plan des images plus la différence entre $\theta_1$ et $\theta_2$ augmente. Il est donc possible de limiter l'inclinaison maximale admise en 3D de $\mathbf{V}$ en imposant une différence maximale $|\theta_1 - \theta_2| < \epsilon$. Cette contrainte est conforme avec la contrainte de limite de gradient de disparité présentée en Sec. 3.3.1.3. Cette contrainte d'orientation est notamment employée par [Robert and Faugeras, 1991] pour invalider les hypothèses de correspondance dont les points présentent une trop grande différence d'orientation. On parle parfois de disparité en orientation. Une contrainte similaire reposant sur une comparaison de la courbure peut également être utilisée [Li and Zucker, 2006].

- En vision trinoculaire : étant donnée la mise en correspondance de deux points de contours caractérisés par une tangente et une courbure, il est possible de transférer ces caractéristiques dans une troisième vue de manière unique [Robert and Faugeras, 1991]. Une fois prédites, ces caractéristiques géométriques sont confrontées aux observations qui doivent alors présenter des caractéristiques similaires pour valider ou invalider l'appariement. Une formulation pour le transfert de la courbure a été développée par [Schmid and Zisserman, 2000] en géométrie épipolaire via le transfert du cercle osculateur exprimé par une conique. Dans [Robert and Faugeras, 1991], le transfert passe par une reconstruction intermédiaire de la caractéristique en 3D avant d'être reprojetée dans la troisième image. Cette reconstruction peut néanmoins également servir pour caractériser la continuité en 3D lorsqu'une troisième vue n'est pas disponible. Ces résultats ont été généralisés à des caractéristiques différentielles d'ordre supérieur dans [Fabbri and Kimia, 2005].

**Contraintes reposant sur la géométrie différentielle des courbes 3D** Une alternative à la vision trinoculaire est de faire l'hypothèse d'une courbe 3D lisse pour exploiter directement les caractéristiques

différentielles de la courbe 3D. Les auteurs de [Li and Zucker, 2006] montrent comment calculer ces caractéristiques différentielles 3D pour caractériser localement la structure de la courbe 3D par une approximation de Frenet [O'Neill, 2006]. Cette approximation n'est rien d'autre qu'une approximation de Taylor d'ordre 3 de la courbe paramétrée $\Gamma(s)$ au voisinage d'un point 3D de cette courbe qui est exprimée à l'aide du repère de Frenet qui lui est associé :

$$\hat{\Gamma} : s \mapsto \Gamma(0) + s\mathbf{T_0} + \kappa_0 \frac{s^2}{2}\mathbf{N_0} + \kappa_0\tau_0 \frac{s^3}{6}\mathbf{B_0} \tag{3.14}$$

Le premier terme $\Gamma(0)$ correspond à la position du point 3D au voisinage duquel l'approximation est effectuée. En l'associant à la base de vecteur 3D $\{\mathbf{T_0}, \mathbf{N_0}, \mathbf{B_0}\}$ on obtient le repère de Frenet associé à ce point 3D. Les deux premiers termes définissent la droite tangente qui est la meilleure approximation linéaire de $\Gamma$ au voisinage de $\Gamma(0)$. Les trois premiers termes définissent une parabole qui est la meilleure approximation quadratique de $\Gamma$ au voisinage de $\Gamma(0)$ et requiert l'information de courbure 3D $\kappa_0$. Cette parabole est inscrite dans le plan osculateur passant par $\Gamma(0)$ qui contient le vecteur tangent $\mathbf{T_0}$ et le vecteur normal $\mathbf{N_0}$ en ce point. La torsion $\tau_0$ associée au dernier terme contrôle le mouvement de la courbe dans la direction orthogonale $\mathbf{B_0}$ au plan osculateur. Dans [Li and Zucker, 2006], la torsion est considérée nulle localement et les vecteurs du repère de Frenet ainsi que la courbure 3D sont estimés à partir des caractéristiques différentielles 2D. L'approximation de Frenet leur permet alors de construire un critère de continuité 3D selon lequel deux points voisins dans les images sont connectés de manière continue en 3D via leur correspondant respectif si l'extrapolation effectuée le long de leur approximation de Frenet respective "transporte" en 3D chacun de ces deux points sur la position de l'autre.

L'estimation de caractéristiques différentielles 2D reste cependant très sensible au bruit de détection et de discrétisation dans les images, et instable aux points de jonction. Dans [Li and Zucker, 2006], les auteurs utilisent la co-circularité 2D [Parent and Zucker, 1989] et une fonction d'interpolation [David and Zucker, 1990] pour générer une carte plus précise des tangentes et courbures 2D à partir des contours extraits. Dans [Fabbri and Kimia, 2005], les auteurs ont utilisé une technique d'interpolation géométrique appelée ENO [Siddiqi et al., 1995] pour tracer des contours dans une images permettant un calcul plus robuste des caractéristiques différentielles (courbure et torsion) qu'avec des méthodes par différences finies [Belyaev, 1999]. Ces caractéristiques peuvent également être déduites directement à partir d'une analyse différentielle dans l'image (tenseur de structure, matrice hessienne). Il existe des noyaux de convolution optimisés pour être invariants par rotation et qui permettent ainsi d'estimer avec précision la direction du gradient en un point de l'image [Weickert and Scharr, 2002].

#### 3.4.3.2 Contraintes pour les fragments de courbe

Le fragment de courbe a assez naturellement été considéré comme primitive pour la mise en correspondance de contours car il permet de tenir compte explicitement de la continuité globale d'un contour via la contrainte de continuité figurale contrairement à des points de contours pris isolément. L'utilisation du fragment de courbe en tant que primitive stéréoscopique permet de réduire le nombre d'éléments à mettre en correspondance. De plus, il est possible d'estimer avec plus de précision certains descripteurs géométriques tels que la tangente et la courbure en lissant le bruit de détection et les effets de discrétisation par une approximation B-spline du fragment de courbe [Ayache and Sander, 1991, Robert and Faugeras, 1991, Saint-Marc et al., 1993]. Nous présentons ici un ensemble de contraintes communément utilisées lorsque l'on dispose d'une description des objets dans l'image par des fragments de courbe.

**La continuité figurale** La continuité figurale [Ohta and Kanade, 1985] consiste à préserver la continuité existante entre des points extraits le long d'un même contour. Cette contrainte impose alors que des points situés sur le même fragment doivent nécessairement être appariés avec des points situés sur un même fragment dans l'autre image (voir l'exemple[7] de la Figure 3.14).

7. En référence à [Horaud and Monga, 1995]

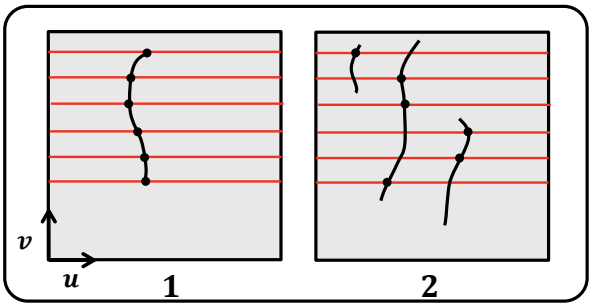



FIGURE 3.14 – Les points dans l'image de gauche sont mis en correspondance de manière erronée avec ceux de l'image de droite. La contrainte de continuité figurale permettrait ici de corriger l'erreur de mise en correspondance.

**Le faisceau épipolaire** Cette contrainte est une extension de la contrainte épipolaire à des primitives non ponctuelles telles que les fragments de courbes ou des courbes complètes. Le faisceau épipolaire composé des plans épipolaires contigus qui traversent une primitive d'une image permet alors de définir une région dans l'autre image qui intersecte ou contient nécessairement la primitive qui lui correspond [Zhang, 1994]. Deux courbes qui se correspondent s'étendent sur le même faisceau épipolaire conjugué [Schmid and Zisserman, 2000] (voir Figure 3.15).

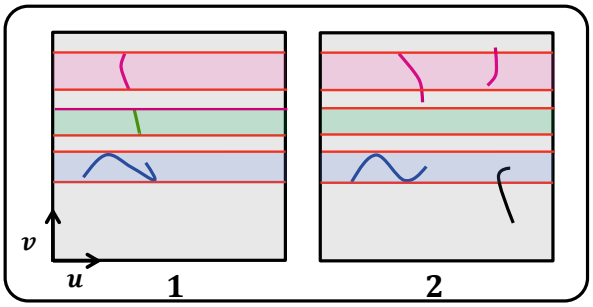



FIGURE 3.15 – Le faisceau épipolaire : 3 fragments de courbe tracés dans l'image 1 préalablement rectifiée définissent chacun une région dans l'image 2 où doit se trouver leur fragment correspondant respectif. Ainsi pour le fragment de courbe bleu situé en bas de l'image 1, seul le fragment de courbe bleu situé à gauche au sein du faisceau épipolaire correspondant dans l'image 2 peut lui correspondre.

**Le découpage épipolaire** En pratique, il est utile d'introduire une étape intermédiaire de redécoupage des fragments initiaux [Ayache and Sander, 1991, Shan and Zhang, 2002, Fabbri and Kimia, 2010] pour s'assurer que les fragments mis en correspondance s'étendent sur le même faisceau épipolaire comme illustré sur l'exemple de la figure Figure 3.16. Chaque ligne épipolaire qui compose le faisceau coupe alors le fragment de courbe ainsi redécoupé en un seul point et les lignes épipolaires induisent un paramétrage des fragments de courbe appariés, cohérent avec un paramétrage du fragment de courbe 3D correspondant. On notera qu'avec un tel découpage, un fragment de courbe 3D peut être reconstruit directement à partir de l'appariement de deux fragments de courbes 2D et cet appariement satisfait implicitement la contrainte de continuité figurale.

**La contrainte de disparité** Définir un intervalle de valeurs admissibles pour la disparité associée à un point permet de borner la recherche du point correspondant à un intervalle le long de la ligne épipolaire. Appliquée aux deux extrémités d'un segment de droite cette contrainte permet alors de définir une région dans la seconde image sur laquelle un intervalle de longueur admissible peut être déduit [Ayache and Sander, 1991]. On peut également voir cette contrainte comme une contrainte sur la pente du segment 3D associé (ie le gradient de disparité). Cette contrainte, spécifique aux segments de droite, reste une bonne approximation pour des fragments de courbe présentant une faible courbure. Il peut être intéressant de noter ici qu'en imagerie rayons X, plus un segment 3D (supposé radio-opaque) est incliné par rapport

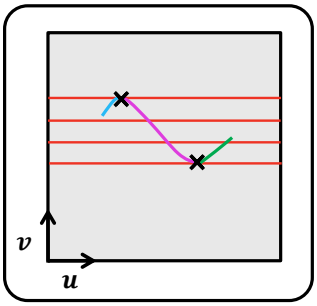



FIGURE 3.16 – Le découpage épipolaire est appliqué aux points de tangence de la courbe aux lignes épipolaires. Les 3 fragments de courbes qui en résultent sont paramétrés par le faisceau de lignes épipolaires qui les traversent.

au plan image, plus le segment 2D observé en projection est petit (idem en vision classique) mais aussi plus intense (spécificité des rayons X). Des travaux récemment publiés [Petković and Lončarić, 2015] décrivent une méthode pour estimer l'inclinaison 3D à une rotation près d'un point du guide à partir d'une image fluoroscopique.

#### 3.4.3.3 Contraintes relatives à une courbe globale

Modéliser globalement une courbe 2D dans l'image par une unique courbe paramétrée (ie les niveaux 3 et 4 dans la gradation proposée en Sec. 3.4.2) est déjà en soit une manière d'imposer une contrainte globale. Une unique courbe 3D se projette en une unique courbe 2D dans l'image. Le problème de reconstruction est réduit à résoudre le problème d'ouverture (*aperture problem*), c'est-à-dire déduire dans chacune des deux images un paramétrage 2D qui est induit par un même paramétrage 3D de la courbe [Bascle and Deriche, 1993, Cham and Cipolla, 1997, Berthilsson and Åström, 1999, Hoffmann et al., 2012, Xiao and Li, 2005]. Alternativement, la contrainte de chercher une unique courbe peut être formulée directement dans l'espace 3D en cherchant une courbe 3D paramétrée sous la forme d'un ensemble de points 3D connectés [Bender et al., 1999, Lin, 2003, Petković and Lončarić, 2010] ou de fragments de courbes connectés [Kahl and August, 2003].

**La contrainte de monotonie :** Une paramétrisation d'une courbe 3D $\Gamma : s \mapsto \Gamma(s)$ induit une paramétrisation de la courbe projetée $\gamma_1 : s \mapsto P_1\Gamma(s)$ (resp. $\gamma_2 : s \mapsto P_2\Gamma(s)$) dans l'image 1 (resp. l'image 2) telle que : quel que soit $s$, les points 2D $(\gamma_1(s), \gamma_2(s))$ sont des points qui se correspondent. En pratique, lorsqu'on établit une paramétrisation de la courbe projetée indépendamment dans chaque image, on a généralement [8] $\gamma_1(t)$ et $\gamma_2(r)$ des points qui se correspondent avec $r \neq t$. Il existe une fonction bijective $\phi$ qui induit une reparamétrisation de la courbe $\gamma_2$ telle que $(\gamma_1(t), \gamma_2(\phi(t)))$ sont des points qui se correspondent quel que soit $t$. De plus, si l'orientation des deux courbes 2D est la même (ie on sait [9] les parcourir dans le même sens), la fonction de correspondance $\phi$ est alors monotone croissante (voir Figure 3.17) et une relation d'ordre peut alors être exprimée entre les deux paramétrisations. Soit deux appariements possibles $(\gamma_1(t_i), \gamma_2(r_j))$ et $(\gamma_1(t_k), \gamma_2(r_l))$, la relation d'ordre impose que $(t_i < t_k \Rightarrow r_j < r_l)$. Cette contrainte de monotonie a été utilisée pour résoudre le problème d'ouverture notamment dans [Baert et al., 2002] pour la reconstruction d'un guide et reprise plus tard dans [Hoffmann et al., 2013].

**Contraintes de régularisation spatiale en 3D** On fait généralement l'a-priori qu'une courbe 3D est régulière (ie lisse). La régularité d'une courbe se caractérise par la continuité de ses dérivées jusqu'à l'ordre $n$. Ainsi chercher une courbe régulière revient souvent à pénaliser les fortes courbures en 3D. Afin d'obtenir une régularisation globale, on cherche généralement à diminuer la valeur de l'intégrale de la valeur absolue de la courbure sur la courbe entière. Cependant une courbure localement élevée

8. Sauf dans le cas particulier où la paramétrisation épipolaire décrit une paramétrisation de la courbe 3D et que les deux extrémités sont en correspondance épipolaire, ce qui est le cas localement à une portion de courbe après redécoupage épipolaire.

9. Ce qui suppose ici que l'on sait mettre en correspondance au moins l'une des deux extrémités de la courbe

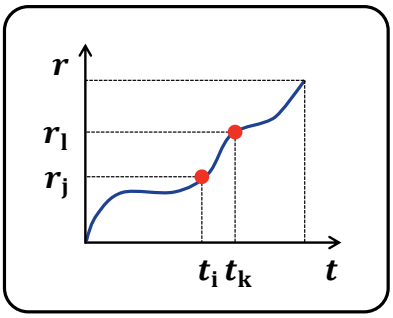



FIGURE 3.17 – Contrainte de monotonie. Le graphique montre la fonction de correspondance entre un point de paramètre $t$ de la courbe dans l'image 1 (abscisse) et un point de paramètre $r$ de la courbe dans l'image 2 (ordonnée). Cette fonction de correspondance est nécessairement monotone croissante.

peut passer inaperçue à l'échelle de la courbe globale lorsqu'on applique l'intégrale. Certaines méthodes [Martinsson et al., 2007] s'appuient sur les propriétés de régularité intrinsèques des courbes B-splines (ou NURBS) pour reconstruire une courbe 3D lisse. En effet, il est possible de réduire la courbure globale d'une courbe B-spline de manière implicite en diminuant le nombre de points de contrôle. On peut se référer aux travaux de [Yang et al., 2004] sur cette problématique d'insertion/retrait de points de contrôle. Néanmoins ces méthodes (itératives) peuvent entraîner un temps calcul non négligeable. Dans [Lavoue et al., 2005], les auteurs proposent une méthode pour initialiser le nombre de points de contrôle et leur placement qui repose sur une analyse de la courbure.

**La contrainte épipolaire pour les NURBS :** Il a été démontré [Xiao and Li, 2005] que la projection perspective d'une courbe NURBS 3D est une courbe NURBS 2D dont les points de contrôle 2D sont la projection des points de contrôle 3D et dont les poids ont été transformés. Ainsi deux NURBS 2D qui sont la projection d'une même NURBS 3D ont des points de contrôle qui se correspondent par contrainte épipolaire. Ainsi une NURBS 3D peut être reconstruite uniquement par triangulation des points de contrôle des deux NURBS 2D dont elle est la projection. Une relation peut également être déduite pour reconstruire les poids associés aux points de contrôle de la NURBS 3D. Une correspondance explicite entre des points échantillonnés le long des deux courbes est ainsi évitée.

### 3.4.4 Mise en œuvre des contraintes pour la reconstruction de courbes 3D

Pour reconstruire une courbe 3D, les trois contraintes globales suivantes (ou un sous-ensemble) sont généralement invoquées pour extraire une courbe 3D à partir d'un ensemble d'hypothèses : l'unicité de la courbe 3D recherchée, sa régularité et l'unicité des appariements.

Les techniques globales utilisées en stéréovision classique présentées en Sec. 3.3.2 peuvent être adaptées à la reconstruction de scènes 3D où seuls des points contours sont considérés dans les images. Dans la modélisation de l'énergie globale (voir l'Eq.3.11), le terme $E_{\text{data}}$ peut alors être construit à partir de critères de similarité géométrique 2D tels que ceux présentés en Sec. 3.4.3.1 en plus d'un critère de similarité photométrique et le terme $E_{\text{smooth}}$ peut être adapté pour favoriser la continuité 3D des structures curvilignes à l'aide d'éléments de géométrie différentielle 3D (voir également Sec. 3.4.3.1).

Les travaux de [Li and Zucker, 2006] s'inscrivent dans ce cadre classique de résolution globale où une technique de relaxation est utilisée pour assurer la continuité globale des structures curvilignes 3D reconstruites. Cependant, l'énergie telle qu'elle est formulée dans l'Eq.3.11 n'exprime pas explicitement le fait que l'on cherche à reconstruire une unique courbe 3D. Contrairement aux techniques de résolution par graph-cut ou relaxation, la programmation dynamique permet d'intégrer cette information implicitement en cherchant un chemin dans la matrice de correspondance qui décrit un paramétrage de la courbe 3D et dont le début et la fin spécifient les deux extrémités de la courbe.

Nous présentons ici les méthodes de reconstruction d'une courbe 3D relativement au niveau de représentation 2D auquel permet d'accéder traitements bas niveau (voir la gradation proposée en Sec. 3.4.2).

Nous verrons ainsi comment ces méthodes intègrent en pratique les différentes contraintes présentées en Sec. 3.4.3.

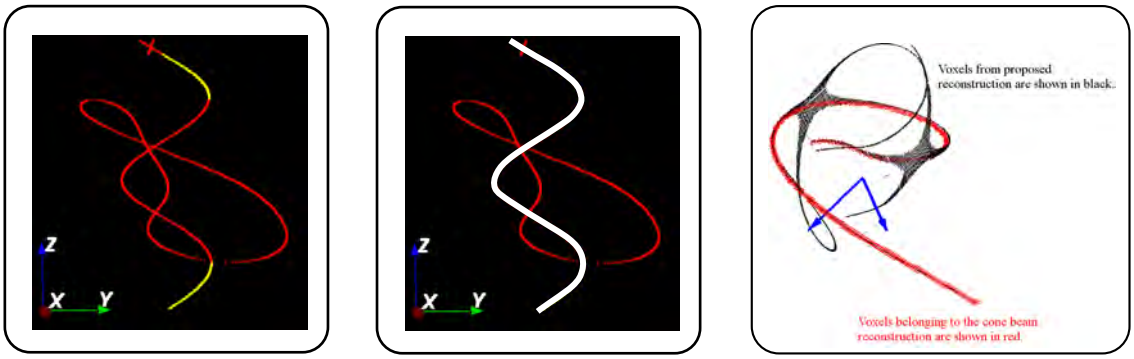
#### 3.4.4.1 À partir d'un ensemble de points

Certaines approches voient le problème de reconstruire une unique courbe 3D comme le problème d'extraire une unique courbe 3D au sein d'un nuage de points 3D non-structuré qui constituent l'ensemble des hypothèses [Petkovic et al., 2011, Lin, 2003]. Il existe des méthodes [Lee, 2000, Wang et al., 2006] qui permettent d'extraire une courbe 3D lisse au sein d'un nuage de points 3D bruité non structuré dont la structure sous-jacente est une courbe qui ne s'auto-intersecte pas.

La méthode proposée par [Petkovic et al., 2011] s'appuie sur la technique proposée par [Lee, 2000] pour reconstruire un guide en 3D à partir d'un ensemble de points 2D non structuré. Les hypothèses 3D sont formées par rétro-projection épipolaire en relâchant la contrainte épipolaire pour tenir compte des erreurs de détection et de calibration.

Une méthode de clustering est proposée pour réduire l'ensemble des hypothèses à un ensemble de points 3D représentatifs. Cette simplification leur permet d'extraire une courbe composée de points 3D ordonnés en une seule itération grâce une méthode reposant sur le concept des *moving least-squares* [Lee, 2000]. Cette méthode suppose néanmoins que le nuage de points contient une unique courbe. Cependant, comme nous l'avons déjà constaté en Sec. 3.4.1, la rétro-projection épipolaire peut souvent servir de support à des courbes différentes qui s'entrelacent en 3D (voir Figure 3.18).

Pour lever cette ambiguïté, les auteurs choisissent d'introduire une troisième vue (voir l'exemple de la Figure 3.18(c) extrait de [Petkovic et al., 2011]).




(a) Rétro-projection épipolaire (b) Solution (c) Exemple donné dans [Petkovic et al., 2011]

Figure 3.18 – Exemple de reconstruction d'un guide selon la méthode de [Petkovic et al., 2011]

L'approche proposée dans [Lin, 2003] fait usage de la continuité des directions 3D pour résoudre le problème d'ambiguïté.

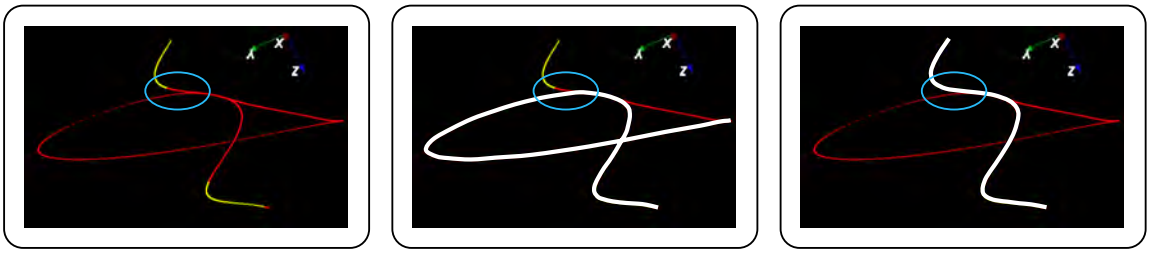
Afin d'être robuste aux diverses sources d'erreur dans les images, les hypothèses 3D sont générées à partir des deux images segmentées et transformées en *Salience distance map* [Rosin and West, 1995]. Il en résulte un volume 3D dense de probabilité d'appartenance à une structure curviligne que les auteurs cherchent à segmenter pour extraire le guide.

Sans contraintes additionnelles, la technique de segmentation par *fast-marching* anisotrope proposée ne permet pas en soit de résoudre les ambiguïtés [10]. Si l'on se réfère à l'exemple de la Figure 3.18(a), tous les points 3D seraient dotés d'une probabilité similaire puisqu'ils se reprojettent tous sur une structure curviligne dans les images.

10. Cette technique d'extraction de chemin développée par les auteurs de [Lin, 2003] a été développé pour un champ d'application plus large de segmentation 2D (un guide) et 3D (un arbre artériel). Avec cette technique, le début et la fin du chemin doivent être spécifiés.

Afin d'adapter leur méthode de segmentation 3D aux configurations ambigües, les auteurs proposent d'initialiser manuellement le point de départ du chemin et introduisent la continuité des directions dans le *fast-marching* pour choisir les bons embranchements. Néanmoins, le choix effectué à chaque embranchement repose uniquement sur une estimation locale de la direction 3D. Obtenir une bonne estimation de la direction peut être délicat en présence de bruit, voire impossible lorsque la courbe est localement inscrite dans un plan épipolaire.

Dans une configuration telle que celle de la Figure 3.19, il peut exister des embranchements $C^1$ en 3D (un tel embranchement est entouré en bleu). Sur cet exemple, l'existence d'un point de rebroussement dans une des projections (voir Figure 3.9) est à l'origine de cette configuration particulière. Un algorithme de suivi reposant sur la continuité local des directions pourrait alors choisir le chemin de la Figure 3.19(b) surligné en blanc tout aussi bien que le chemin de la Figure 3.19(c). On comprend alors l'importance d'une approche globale pour résoudre le problème de reconstruction d'une courbe.



(a) Rétro-projection épipolaire (b) Solution 1 (c) Solution 2

FIGURE 3.19 – Difficulté de la reconstruction en présence d'un point de rebroussement.

Ces exemples montrent que la régularité de la courbe 3D à recherchée et son unicité sont des informations importantes pour discriminer une solution. Également, le caractère local des décisions prises à l'échelle d'un point 3D ou de son voisinage peuvent rendre les algorithmes de reconstruction extrêmement sensibles au bruit dans les images. L'impact du bruit peut être diminué en utilisant un niveau de représentation plus structuré dans les images comme nous allons le voir dans la section suivante.

#### 3.4.4.2 À partir d'un ensemble de fragments de courbes

Construire des fragments de courbe 2D permet de bénéficier de contraintes reposant sur des caractéristiques différentielles calculées en chaque point d'un fragment. Une reconstruction peut alors être obtenue par mise en correspondance de points échantillonnés le long de fragments de courbe 2D [Li and Zucker, 2006]. Ces fragments peuvent être redécoupés pour bénéficier du paramétrage épipolaire et former ainsi des hypothèses de correspondance sous la forme de fragments de courbe 3D [Medioni and Nevatia, 1985, Robert and Faugeras, 1991, Fabbri and Kimia, 2010, Kahl and August, 2003, Horaud and Skordas, 1989, Mai and Hung, 2012].

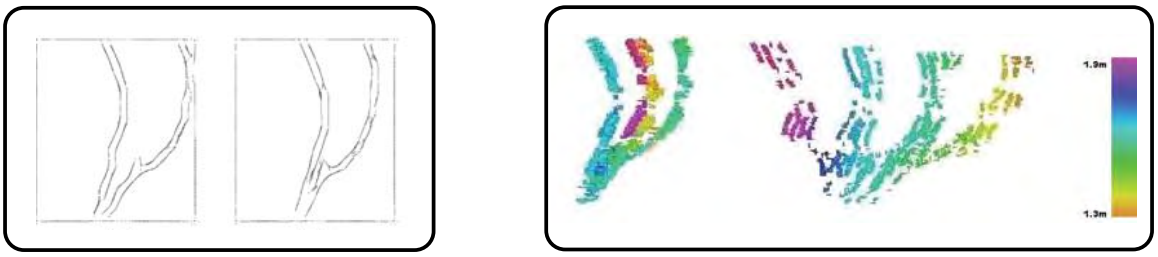
Dans [Li and Zucker, 2006], les auteurs cherchent à reconstruire des scènes composées d'objets pouvant être caractérisés par des structures curvilignes 3D (branchages, objets filaires, contours ...).

Leur stratégie consiste à partir de fragments de courbes 2D identifiés dans les images pour construire des fragments de courbes 3D à l'aide d'un critère pour caractériser la continuité 3D. Ce critère, présenté en Sec. 3.4.3.1, repose sur une approximation de Frenet en un point 3D qui est obtenue à partir d'une estimation robuste des caractéristiques différentielles associées aux deux points 2D correspondant dans les images. Le critère vise alors vérifier que l'approximation de Frenet associée à une hypothèse 3D (ie un point 3D) est cohérente avec l'approximation associée aux hypothèses 3D voisines.

Ce critère est mis en œuvre dans une approche de résolution globale par relaxation. Chaque hypothèse 3D est dotée d'une probabilité initiale qui dépend du critère de continuité 3D et d'un critère de disparité en position et en orientation. A l'issue de la propagation par relaxation, seules les hypothèses dont la probabilité est au-dessus d'un certain seuil (0.95) sont conservées. Cette technique est très efficace pour favoriser la reconstruction de structures curvilignes 3D en présence de bruit (voir Figure 3.7).

Cependant, il existe des configurations où la continuité 3D ne suffit pas à lever les ambiguïtés. L'exemple donné Figure 3.20 par les auteurs de [Li and Zucker, 2006] illustre ce phénomène. On observe que la présence d'une jonction qui relie les deux branches dans les images (haut) entraîne également des jonctions continues en 3D (bas) qui ne correspondent pas à la réalité et que le critère de continuité 3D ne permet pas de lever (ie la probabilité associée à chacun de ces points 3D reste élevée). Ce phénomène est le même que celui observé dans l'exemple Figure 3.18(a).

Pour lever cette ambiguïté géométrique, les auteurs de [Li and Zucker, 2006] font appel à des informations spécifiques de la scène imagée. Deux contraintes supplémentaire sont introduites (1) une contrainte sur la limite de disparité du gradient qui suppose que les structures reconstruites sont peu inclinées par rapport au plan fronto-parallèle, (2) une contrainte d'unicité d'appariement afin de sélectionner pour un point donné l'appariement qui présente la plus forte probabilité. Cette probabilité est modulée par une fonction permettant de privilégier une hypothèse soit éloignée (*uncrossed disparity*), proche (*crossed disparity*) ou bien centrée sur une disparité nulle.




(a) (b)

FIGURE 3.20 – Exemple tiré de [Li and Zucker, 2006] (a) 2 projections d'une branche (b) Résultat de la reconstruction avec la critère de continuité seul où il reste encore des ambiguïtés.

L'identification de fragments de courbes dans les projections permet de faire directement usage de la continuité figurale (Sec. 3.4.3.2) pour générer des hypothèses de correspondance non plus entre des points [Li and Zucker, 2006] mais entre des fragments de courbe [Fabbri and Kimia, 2010, Kahl and August, 2003].

La réduction significative de la combinatoire qu'un tel regroupement engendre a ouvert le champ à des approches de résolution globales par dénombrement [Horaud and Monga, 1995].

Il s'agit là de chercher des sous-ensembles d'hypothèses qui vérifient tous un ensemble de contraintes (e.g l'unicité, l'ordre, la continuité figurale) puis d'identifier la solution comme le meilleur sous-ensemble au sens d'un certain critère. La contrainte d'unicité est ici appliquée avant d'évaluer les hypothèses, contrairement à une approche de résolution par relaxation où elle est appliquée a-posteriori après avoir évalué toutes les hypothèses.

Dans [Horaud and Skordas, 1989], la génération des sous-ensembles est effectuée par une technique de recherche de cliques maximales [Karp, 1972] dans un graphe de correspondance. Ce graphe est tel que deux sommets reliés par une arête représentent deux hypothèses qui vérifient l'ensemble des contraintes. L'extraction des cliques maximales est un problème NP-difficile. Lorsque le graphe initial est trop grand, il peut être envisagé de partitionner le graphe en plusieurs graphes plus petits pour diviser les recherches si l'application le permet [Bolles, 1979].

Chaque sous-ensemble est alors évalué en sommant les coûts associés aux hypothèses et celui qui totalise le meilleur coût est sélectionné comme solution.

Une hypothèse est ici formée par la mise en correspondance de deux segments de droite. Le coût associé à une hypothèse est calculé selon un critère purement 2D qui tient compte de la différence : de contraste, de longueur et d'orientation des segments ainsi que du nombre de relations d'ordre structurel (e.g collinéarité) qu'un segment entretient avec les segments voisins.

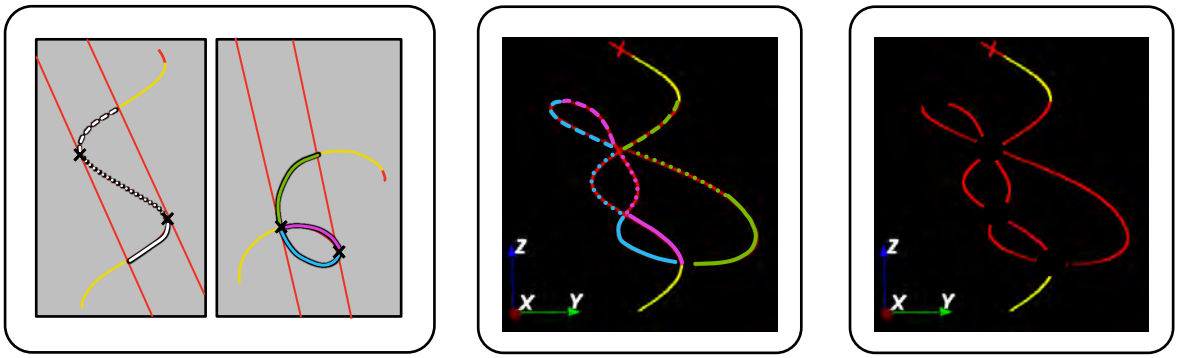
Dans [Fabbri and Kimia, 2010], les auteurs proposent une méthode de reconstruction multivues de

scènes 3D composées de bâtiments à partir d'un ensemble d'images aériennes acquises par des caméras grossièrement calibrées.

Le résultat de la reconstruction est donné sous la forme d'un ensemble non-structuré de fragments de courbe 3D. Pour cela, une étape préliminaire de découpage épipolaire des fragments 2D aux points de tangence est appliquée (Sec. 3.4.3.2). Une hypothèse de correspondance est alors un fragment de courbe 3D obtenu par mise en correspondance de deux fragments de courbe 2D (voir l'exemple de la Figure 3.21). L'hypothèse 3D est conservée si elle est confirmée par $n$ autres images. Pour cela, la reprojection de la tangente associée à l'hypothèse 3D est comparée avec la tangente 2D estimée dans une troisième image.

Les auteurs adoptent une stratégie où seuls les fragments de courbe 2D suffisamment grands sont considérés dans un premier temps pour former un premier ensemble de fragments de courbe 3D stable et dont ils se servent pour raffiner la calibration des caméras. De plus petits fragments de courbe sont ensuite réintroduits progressivement pour densifier la reconstruction à mesure que l'erreur de calibration diminue.

Pour une reconstruction plus précise, seuls les points 2D ayant une tangente formant un angle d'au moins 10° avec la ligne épipolaire sont en pratique utilisés pour reconstruire un fragment 3D. Dans le cadre de la reconstruction d'une courbe, les fragments 3D de Figure 3.21(b) deviendraient alors tel que sur la Figure 3.21(c) (ie présence de trous).




(a) (b) (c)

FIGURE 3.21 – (a)Découpage épipolaire en fragments de courbe 2D (b)Fragments de courbes 3D (c) Impact de la suppression de points 2D au voisinage des points de tangence sur l'espace des hypothèses 3D.

Dans [Kahl and August, 2003], le problème de former une ou plusieurs courbes complètes par reconnexion des fragments de courbe 3D entre eux est considéré.

Comme dans [Fabbri and Kimia, 2010], les auteurs se placent dans un contexte de reconstruction multivues de contours où les hypothèses 3D sont des fragments de courbe et qui sont ensuite soumises à validation par reprojection dans $n$ autres vues. À la différence de [Fabbri and Kimia, 2010], le critère de rejet n'est pas géométrique mais photométrique. Il dépend de la moyenne du gradient image estimé dans la direction normale au fragment reprojeté et de sa longueur.

Avant d'être reprojeté, un fragment de courbe 3D est approximé par une courbe (B-spline) qui minimise une énergie comprenant un terme de fidélité aux contours présents dans l'image et un terme de régularisation 3D. De la même manière, deux fragments de courbe 3D peuvent être approximés par une unique courbe 3D. Cette connexion est alors soumise à validation par reprojection de la courbe 3D minimisante dans les autres images. En ce sens, cette approche diffère de celle proposée par [Li and Zucker, 2006] où une connexion est évaluée uniquement selon un critère géométrique 3D.

L'approche incrémentale qui est ici suivie fait que chaque courbe 3D minimisante est obtenue indépendamment des autres ce qui empêche d'appliquer des contraintes globales. Pour remédier à cela, une contrainte d'unicité est appliquée a-posteriori en vérifiant que chaque courbe dans l'image correpond à la projection de tout au plus une courbe 3D.

#### 3.4.4.3 À partir d'une courbe 2D paramétrée

Être capable d'extraire et de paramétrer des courbes dans l'image donne lieu à des méthodes de reconstruction plus spécifiques permettant généralement de reconstruire une unique courbe 3D. Selon les méthodes, il peut être nécessaire de connaître une paramétrisation de la projection de la courbe 3D dans une seule vue ou bien dans les deux. Nous commençons par nous intéresser brièvement au cas des courbes 3D planaires pour nous intéresser ensuite plus particulièrement au cas des courbes quelconques.

Lorsque la courbe 3D à reconstruire peut être considérée quasi-planaire, on peut faire l'hypothèse que la transformation qui lie les deux projections de cette courbe est une homographie [Bascle and Deriche, 1993, Cham and Cipolla, 1997]. Dans [Bascle and Deriche, 1993], une des deux projections de la courbe 3D est identifiée dans l'image en tant qu'une chaine de pixels approximée par une B-spline. La courbe qui lui correspond dans l'autre image est obtenue par transformation homographique de cette courbe. Les paramètres de l'homographie sont optimisés en maximisant la moyenne des gradients d'intensité pris le long de la courbe transformée dans la seconde image. Dans [Cham and Cipolla, 1997] un modèle de caméra affine est considéré pour coupler deux contours actifs modélisés par une courbe B-spline fermée. Un couplage est obtenu en contraignant les points partageant le même paramètre sur chacune des deux courbes paramétrées à se correspondre. Cela permet ainsi de déformer les deux contours actifs de manière cohérente.

Lorsque l'on dispose d'une paramétrisation de la courbe 2D dans chacune des deux images, telle que la correspondance puisse être établie pour au moins une des deux extrémités, la correspondance entre les points de ces deux courbes peut être déterminée globalement à l'aide de la contrainte épipolaire, la contrainte d'unicité et la contrainte de monotonie [Baert et al., 2003, Hoffmann et al., 2013]. Ces contraintes sont généralement vérifiées dans le cas de courbes 3D non-planaires, quel que soit l'écartement des caméras. Les auteurs de [Baert et al., 2003] reconstruisent un guide en 3D à partir de deux courbes B-splines où la contrainte d'unicité et la contrainte de monotonie sont utilisées localement sur des hypothèses obtenues par contrainte épipolaire. Cela peut poser problème au voisinage des points de tangence de la courbe aux droites épipolaires (voir l'exemple de la Figure 3.22). Cette méthode a été reprise par [Hoffmann et al., 2013] avec une mise en œuvre globale de la contrainte de monotonie afin de pallier ce type de problème. La solution retenue est celle qui permet d'apparier le plus de points de la courbe tout en respectant la contrainte de monotonie. Un algorithme de programmation dynamique leur permet de ne pas apparier prématurément un point mais de prendre la décision une fois l'intégralité de la courbe parcourue dans l'une des deux vues. Les auteurs de [Hoffmann et al., 2013] proposent de reconstruire les points 3D manquants par interpolation de la fonction de correspondance optimale trouvée par l'algorithme. On peut cependant noter que les auteurs n'ont pas une approche symétrique dans le traitement des deux courbes. En effet, bien que l'on dispose de deux courbes paramétrées, les hypothèses sont formées en parcourant une seule des deux courbes ce qui peut entraîner des instabilités lorsqu'une portion de la courbe 3D est localement alignée avec une ligne de vue issue de la caméra qui voit la courbe parcourue.

Dans [Van Walsum et al., 2005], la reconstruction d'un guide placé dans une artère cérébrale à partir d'une unique projection est considérée. Connaissant une paramétrisation de la courbe dans la projection [11], celle-ci leur permet de guider la recherche d'une paramétrisation de la courbe 3D en utilisant une contrainte de continuité 3D et une connaissance a-priori de l'arbre vasculaire 3D. Les lignes de vues associées aux points de la courbes 2D forment une surface où les points 3D de la surface appartenant à l'arbre vasculaire ont une probabilité d'appartenance au guide plus forte que les points de la surface situés en dehors. Le problème de reconstruction peut alors être résolu en cherchant sur cette surface un chemin continu 3D de coût minimum qui respecte la paramétrisation 2D. Ce problème est résolu par programmation dynamique. Cette formalisation du problème peut être facilement adaptée au cas stéréo en contraignant le chemin à rester sur l'intersection de deux surfaces (ie une par projection). Il est intéressant de remarquer sur l'exemple de la Figure 3.21 que la connaissance d'une paramétrisation de la courbe dans la vue de droite alliée à une contrainte de continuité 3D permettrait de résoudre directement

11. Les auteurs obtiennent cette paramétrisation en cliquant manuellement des points le long de la courbe dans l'image de fluoroscopie suivi d'une approximation par une courbe B-spline

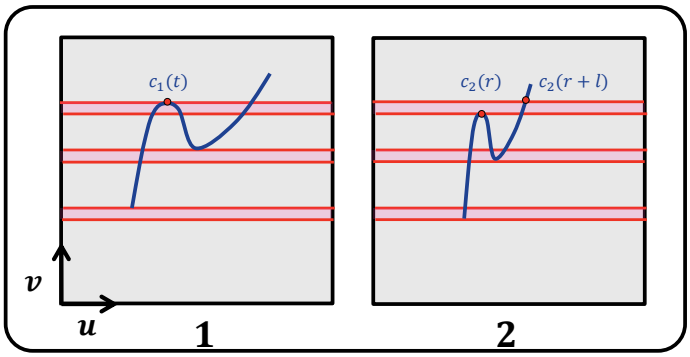



FIGURE 3.22 – Erreur de tangence épipolaire : un plan épipolaire tangent à la courbe au point d'abscisse curviligne $t$ dans l'image 1 peut passer au-dessus du point de tangence correspondant d'abscisse curviligne $r$ dans l'image 2 pour n'intersecter la courbe que plus loin au point d'abscisse curviligne $r+l$ avec $l>0$. Localement, la contrainte de monotonie impose que le point correspondant de $c_1(s)$ avec $s>t$ soit un point $c_2(s')$ où $s'>r+l$. Par conséquent, non seulement un mauvais appariement aura été introduit pouvant en entraîner d'autres mais tous les points de la courbe ayant une abscisse curviligne comprise entre $r$ et $r+l$ ne seront alors jamais appariés ce qui représente généralement une portion conséquente de la courbe.

le problème de correspondance sans nécessiter de connaître une quelconque paramétrisation de la courbe dans la vue de gauche. L'inverse n'est ici pas vrai (e.g. on pourrait très bien parcourir un chemin 3D passant par tous les fragments de courbe vert dans l'exemple de la Figure 3.21(b)) ce qui s'explique par la présence d'une boucle dans la vue de droite. Ainsi, considérer une paramétrisation de la courbe dans la vue de gauche nécessiterait donc de considérer également la continuité des directions 3D le long du chemin. On se ramène ici à une méthode très similaire à celle proposée par [Lin, 2003] qui est cependant beaucoup moins restrictive sur le niveau de représentation des courbes dans l'image.

La reconstruction d'une courbe 3D en tant que NURBS 3D permet de réduire significativement l'erreur de reconstruction dès lors que ses deux projections peuvent être chacune modélisées par une NURBS 2D [Xiao and Li, 2005]. Le problème de mise en correspondance est alors formulé comme un problème d'optimisation des paramètres internes des deux NURBS (ie la position des points de contrôle et paramétrisation) où l'on cherche à minimiser la distance de chaque NURBS 2D aux pixels détectés dans les deux images sous la contrainte que les points de contrôle 2D sont en correspondance épipolaire. Ce problème d'optimisation non-linéaire peut être résolu en temps linéaire sur des images rectifiées. La robustesse de cette méthode est démontrée en conditions dégradées sur des simulations de courbes 3D non planaires vis-à-vis des incertitudes introduites sur les pixels extraits dans les images et discontinuités dans les courbes détectées [Xiao and Li, 2005]. Néanmoins elle présente des instabilités au niveau des points de tangence épipolaire qui peuvent se traduire localement par des oscillations sur la NURBS 3D résultante.

L'utilisation d'une représentation paramétrée de la courbe globale dans les images a très souvent été considérée dans les problématiques de reconstruction d'un guide ou d'un cathéter [Baert et al., 2002, Hoffmann et al., 2016] et notamment dans un contexte de neuroradiologie interventionnelle [Van Walsum et al., 2005, Wagner et al., 2016]. Ces méthodes présentent des limitations quant à leur capacité à obtenir une paramétrisation initiale de la courbe dans l'image. Soit elles (1) n'adressent pas le problème d'obtenir ce niveau de représentation qui est alors considéré comme étant un pré-requis [Baert et al., 2002, Van Walsum et al., 2005] (2) proposent une méthode de segmentation pour l'obtenir mais qui nécessite une intervention utilisateur [Hoffmann et al., 2012] [12] (3) utilisent une technique de segmentation reposant sur la continuité temporelle pour disposer d'une courbe paramétrée initiale.

12. Aucune mention n'est faite sur une manière de rendre automatique la méthode de [Hoffmann et al., 2012] dans leurs travaux plus récents [Hoffmann et al., 2016]

#### 3.4.4.4 Par raffinement d'un modèle de courbe global 3D

Dès lors que l'on dispose d'un ensemble de points 3D connectés ou d'un ensemble de fragments de courbe 3D connectés représentatif de la courbe 3D à reconstruire, il est possible d'approximer cet ensemble par un modèle de courbe 3D lisse. Dans un problème de raffinement, on considère généralement un modèle de courbe 3D paramétrée comme une B-spline ou une NURBS. En effet ces modèles sont plus facilement manipulables qu'un modèle de courbe algébrique ou qu'une chaîne de points et permettent d'effectuer des ajustements locaux sur la courbe. Raffiner une courbe $C$ consiste à minimiser une énergie de la forme :

$$E(C) = E_{\text{data}}(C) + \lambda E_{\text{smooth}}(C) \tag{3.15}$$

où $E_{\text{data}}$ est un terme qui permet d'assurer la cohérence entre la courbe 3D et les données et où $E_{\text{smooth}}$ est un terme de régularisation spatiale sur la courbe 3D. Dans le terme $E_{\text{data}}$, les données peuvent être :

- Un ensemble de points 3D (structuré en une courbe ou non). Le problème de raffinement considéré est alors un problème d'approximation purement 3D [Piegl and Tiller, 1997, Lee, 2000, Pottmann et al., 2002, Yang et al., 2004]. L'énergie $E_{\text{data}}$ repose sur un critère de distance de la courbe 3D $C$ à un ensemble de points 3D. Ici, aucun retour à l'image n'est donc considéré.

- Un ensemble de points 2D identifiés dans une ou plusieurs images comme appartenant à la projection de la courbe 3D recherchée [Martinsson et al., 2007, Lu et al., 2016]. L'énergie $E_{\text{data}}$ repose alors sur un critère de distance des projections de la courbe 3D $C$ à des ensembles de points 2D. Le problème de raffinement ainsi formulé nécessite une mise en correspondance explicite des points de la courbe 3D projetés avec des points détectés dans les images.

- Une carte de potentiel. Cette carte est construite de manière à ce qu'un point de potentiel élevé soit un point localisé proche d'une courbe dans l'image (le potentiel est maximal sur la courbe) [Menet et al., 1990, Bascle and Deriche, 1993, Kahl and August, 2003]. L'énergie $E_{\text{data}}$ est alors l'intégrale du potentiel le long de la courbe. Cette formulation de l'énergie rentre dans le formalisme des contours actifs [Kass et al., 1988, Xu and Prince, 1998] et aucune mise en correspondance explicite n'est nécessaire. Des approches de raffinement basées potentiel ont été considérées pour de la reconstruction de cathéter [Canero et al., 2002, Schenderlein et al., 2010] et d'une ligne centrale de vaisseaux tortueux [Molina et al., 1998].

Dans un contexte de reconstruction multivues pour du contrôle de qualité d'objets manufacturés, il a été reporté dans [Martinsson et al., 2007] qu'une approche basée potentiel permet d'obtenir une reconstruction plus précise de la courbe 3D tandis que la méthode basée distance permet de converger plus rapidement lorsque l'initialisation est mauvaise. Ils proposent donc une méthode hybride où une minimisation reposant sur un critère de distance est utilisée en premier lieu pour optimiser le positionnement des points de contrôle d'une NURBS 3D puis une minimisation d'une énergie basée potentiel est utilisée pour l'opération d'insertion de points de contrôle.

Ces méthodes visent donc à raffiner une courbe 3D par déformation d'une courbe 3D initiale. Une courbe 3D initiale peut être obtenue :

1. Manuellement : dans [Molina et al., 1998, Canero et al., 2002], une initialisation de la courbe 3D est obtenue par la mise en correspondance manuelle de quelques points de la courbe à reconstruire dans les images.

2. À partir d'une méthode de reconstruction par triangulation (voir Sec. 3.4.4.1, 3.4.4.2, 3.4.4.3)

3. À partir d'un modèle : dans [Martinsson et al., 2007], les auteurs disposent d'un modèle 3D générique de l'objet dont ils peuvent extraire des courbes 3D fermées pour initialiser une NURBS 3D.

4. À partir d'une reconstruction précédente dans un contexte d'acquisition temporelle des images [Schenderlein et al., 2010].

Dans les deux premiers cas, la courbe 3D initiale est décrite par un ensemble fini de points 3D. Le raffinement sert alors principalement à interpoler correctement entre les points grâce à un modèle de courbe 3D lisse ce qui implique le plus souvent des petites déformations. Dans le troisième cas, les déformations peuvent être plus conséquentes selon que le modèle choisi représente plus ou moins bien la réalité. Dans le dernier cas, l'amplitude de la déformation dépend de plusieurs facteurs : (1) la fréquence d'acquisition, (2) le type et l'amplitude de la déformation subie par la courbe 3D réelle (3) la vitesse à laquelle a lieu cette déformation. Il est important de remarquer que le raffinement d'une courbe 3D nécessitant en théorie de subir une déformation importante peut dans certains cas poser un problème de correspondance entre les points de la courbe 3D et ceux de la courbe projetée qui n'est alors plus simple à résoudre. Nous venons de voir ici une manière d'intégrer de l'information temporelle. Cependant d'autres possibilités existent que nous abordons plus en détail dans la section qui suit.

### 3.4.5 Intégration d'une contrainte spatio-temporelle

Dans certains cas, la courbe 3D à reconstruire est une courbe qui se déplace et se déforme dans l'espace 3D au cours du temps. Le mouvement de la courbe 3D entre deux instants consécutifs se modélise par une transformation rigide (ie le déplacement) combinée à une déformation non-rigide (ie le changement de forme). Supposer un mouvement continu de la courbe 3D permet alors d'introduire une régularisation temporelle. Autrement dit, on suppose une forte corrélation entre la forme observée à l'instant $t$ et celle observée à l'instant $t + dt$. Il est important de noter à ce niveau-là qu'une contrainte qui dérive de la continuité temporelle n'est pas applicable sur la première image de la séquence et n'est plus adaptée dans une situation où la courbe 3D se déforme trop rapidement par rapport à la cadence d'acquisition des images. Nous présentons dans ce qui suit comment la continuité temporelle a pu être exploitée dans un problème de reconstruction 3D.

Le problème de reconstruire un objet 3D qui se déforme dans le temps à partir de plusieurs séquences d'images synchronisées est un problème de *Non-rigid structure from motion* (NRSFM) [Torresani et al., 2001]. Les approches classique de NRSFM approximent la forme d'un objet déformable comme une combinaison linéaire de formes de base généralement obtenues par apprentissage. Les auteurs de [Rabaud and Belongie, 2008] relâchent cette contrainte en supposant cette approximation valide seulement sur des petits voisinages de l'objet ce qui permet de modéliser des déformations plus complexes. Les auteurs montrent que l'ensemble des formes 3D admissibles peut alors se décrire comme une variété différentielle (ie *manifold*) régulière et dont la dimension est égale au nombre de degrés de liberté admissibles de la déformation. Les auteurs de [Akhter et al., 2011] proposent une représentation dans l'espace des trajectoires, duale de la représentation dans l'espace des formes où l'on suppose que la forme de l'objet se projette dans cette base. L'hypothèse de régularité temporelle est exploitée pour exprimer les trajectoires comme des combinaisons linéaires de trajectoires de base.

Dans un contexte multivues, les auteurs de [Carceroni and Kutulakos, 1999]$_{a,b}$ se sont intéressés à la problématique d'inférer la forme d'une courbe 3D quelconque ainsi que son mouvement, en s'intéressant à la trajectoire de chaque point 3D pris sur la courbe. Pour cela, ils s'appuient sur la notion de variété différentielle pour représenter la surface décrite par une courbe 3D en mouvement et dériver une contrainte de mouvement sur un point de la courbe 3D. Tout point 3D de la courbe est contraint à l'instant suivant à appartenir à une droite qui est parallèle à la direction tangente 3D estimée en ce point à l'instant présent. Combinée à une contrainte stéréo classique, cette méthode permet d'améliorer la précision de la reconstruction 3D et de résoudre le problème de correspondance à l'instant $t + dt$ connaissant la courbe 3D à l'instant $t$.

Dans le cadre de la reconstruction d'outils curvilignes 3D robotisés (e.g un cathéter) [Papalazarou et al., 2012, Lobaton et al., 2013] des contraintes cinématiques ont été utilisées pour contraindre la déformation de l'objet dans le temps. Dans [Papalazarou et al., 2012], plusieurs images d'un cathéter en mouvement qui se déforme sont acquises en faisant tourner l'arceau (un petit angle sépare donc chaque vue) et une technique de NRSFM est utilisée avec des contraintes cinématiques pour reconstruire le cathéter robotisé en 3D. Dans [Lobaton et al., 2013], la prédiction de la position du robot continu au cours du temps est contrainte par le modèle cinématique et seulement quelques projections sont acquises au cours du temps pour réajuster la position de la courbe 3D. La position de l'arceau (ie la caméra rayons X) est également optimisée en fonction de la forme et de la position du robot continu dans l'espace pour acquérir ces projections.

Dans le cadre de la reconstruction monoplan d'un guide [Brückner et al., 2009], la connaissance de l'arbre vasculaire 3D permet de définir un ensemble de points 3D. Chaque point est alors doté d'une probabilité d'appartenance au guide qui dépend de sa probabilité au temps précédent et de la valeur de l'intensité associée à sa projection dans l'image. Les probabilités sont mises à jour au cours du temps à l'aide d'une technique de filtrage particulaire [Arulampalam et al., 2002].

Lorsque l'acquisition des images depuis les différents points de vue n'est pas synchronisée comme cela est nécessairement le cas pour l'acquisition des images rayons X avec un système biplan, les informations extraites dans la paire d'images utilisée pour la reconstruction proviennent d'une scène 3D dont l'état a pu changer entre deux instants successifs. Dans [Schenderlein et al., 2010] les auteurs proposent, pour un point de vue donné, d'interpoler les informations nécessaires à la reconstruction entre deux images successives afin de produire une information qui soit cohérente avec les informations provenant du second point de vue. Dans la mesure où cette méthode nécessite un triplet d'images, la reconstruction est par conséquent effectuée avec un temps de retard par rapport à la dernière image acquise. Dans [Schenderlein et al., 2011], les auteurs proposent d'utiliser un filtre de Kalman *Unscented* [Wan and Merwe, 2000] pour prédire la position et l'orientation 3D du cathéter uniquement à partir des observations précédentes. Pour cela ils supposent une vélocité de l'extrémité constante et une vélocité angulaire constante. La méthode n'a cependant pas été étendue au reste du cathéter.

L'information temporelle peut également être exploitée au niveau des images pour aider à résoudre en amont de la reconstruction, le problème intermédiaire de segmentation. Dans [SAM et al., 2003, Lessard et al., 2010] les méthodes consistent à recaler le guide détecté au temps précédent sur le guide dans l'image courante tandis que dans [Petković and Lončarić, 2010, Zweng et al., 2015], les méthodes cherchent à détecter ce qui a changé entre deux images successives d'une séquence ce qui nécessite que le guide soit en mouvement. Ces méthodes ont été revues dans le chapitre 2.

## 3.5 Discussion

Notre objectif est de reconstruire un micro-guide qui est une courbe 3D a-priori lisse et non-planaire. Pour cela nous disposons d'une paire d'images fluoroscopiques acquises par un système biplan calibré selon des points de vue proches de l'orthogonal. Un avantage majeur de l'imagerie par rayons X est qu'une structure radio-opaque comme le micro-guide apparaît toujours superposé aux autres structures anatomiques sans jamais être occulté, quel que soit le point de vue choisi. Bien que le micro-guide soit visible dans les deux projections, il reste que la nature non-planaire de la courbe 3D rend plus fréquentes les configurations où une ligne épipolaire intersecte en plusieurs points distincts le micro-guide dans l'image donnant lieu à plusieurs reconstructions possibles. Les contraintes standards de la stéréovision ne peuvent cependant être appliquées pour résoudre ce problème de mise en correspondance. En effet, la nature des images rayons X empêche l'utilisation de toute contrainte reposant sur un critère de ressemblance photométrique tandis que la position relative des caméras qui nous est imposée rend inadaptée toute contrainte d'ordre ou de disparité en position et en orientation. Bien que ces contraintes soient très utiles pour réduire la combinatoire liée au problème de mise en correspondance, elles ne sont pas indispensables lorsque l'on cherche à reconstruire des structures courbes.

Nous avons vu en effet que le problème peut être d'autant plus contraint que le bas niveau dont on dispose est structuré. Disposer de fragments de courbes 2D permet d'appliquer des contraintes telles que la continuité figurale ou encore des contraintes reposant sur la géométrie différentielle des courbes 2D et 3D. Ces contraintes ont souvent été utilisées conjointement avec des vues supplémentaires pour rejeter des hypothèses. Dans la mesure où nous cherchons à reconstruire le micro-guide pendant que le neuroradiologue le déplace dans les artères, il n'est pas envisageable dans ce contexte de déplacer l'arceau pour acquérir des vues supplémentaires. Rechercher une paramétrisation globale de la courbe en 2D ou en 3D est la clé au problème d'une unique courbe 3D non-planaire. Néanmoins, trouver une paramétrisation demande soit de disposer d'une représentation initiale de la courbe proche de la courbe recherchée, soit d'être capable d'ordonner de manière cohérente un ensemble de points ou de fragments de courbe. Dans le premier cas, ne disposant pas d'un modèle a-priori, l'hypothèse de continuité temporelle entre deux acquisitions successives est généralement invoquée pour obtenir une courbe initiale. Nous ne pouvons cependant pas toujours faire cette hypothèse en pratique. Dans un soucis de limiter la dose reçue par le patient, l'acquisition n'est pas faite en continu au cours de toute l'intervention. Par conséquent, l'hypothèse d'une continuité temporelle ne peut jamais être faite entre la dernière image d'une séquence et la première de la séquence suivante car la table, l'arceau ou encore le micro-guide peuvent avoir été déplacés. Au sein d'une même séquence, le micro-guide peut parfois être dans une configuration instable dans l'artère (particulièrement aux abords d'une bifurcation) ce qui peut entraîner des mouvements de forte amplitude et donc des configurations de la courbe (2D et 3D) très différentes entre deux acquisitions successives. Il est alors nécessaire d'utiliser des contraintes sur la régularité de la courbe afin de définir un meilleur ordonnancement et dans le cas d'une segmentation bruitée, à combler les trous et rejeter des fausses détections. L'hypothèse de régularité de la courbe est toujours vérifiée en 3D pour un micro-guide du moment qu'il n'est pas plié (on parle également de *plicature*) dans l'artère. Ce n'est pas le cas de sa projection qui comporte souvent des fortes courbures allant parfois jusqu'à former des points de rebroussement qui deviennent difficilement modélisables en présence de bruit.

Nous choisissons donc de développer une approche de reconstruction stéréoscopique par mise en correspondance de fragments de courbe entre lesquels nous appliquons des contraintes de régularisation 3D afin de reconstruire une courbe 3D lisse. Nous optons pour une méthode de résolution combinatoire à l'aide d'un graphe [Horaud and Skordas, 1989]. Une telle méthode est intéressante car elle est globale et est indépendante d'une quelconque initialisation donnant ainsi accès à la reconstruction à tout moment et sans interaction utilisateur. Elle permet en effet de générer un ensemble de solutions potentielles qui vérifient toutes un ensemble de contraintes globales (l'unicité des appariements par exemple) et qui peuvent être évaluées indépendamment les unes des autres. Elle reste adaptée pour des problèmes à la combinatoire raisonnable, ce que permet dans notre cas l'utilisation de fragments de courbes combinée à une contrainte d'unicité. Néanmoins la reconstruction devra se faire suffisamment rapidement pour suivre le flux d'acquisition qui est de 15 images par seconde sur un système biplan et pouvoir ainsi fournir une méthode de reconstruction temps-réel.

# 4

# Reconstruction 3D d'un micro-outil curviligne à partir de deux projections fluoroscopiques

13 juillet 2017

## Sommaire


**4.1 Introduction . . . . . 73**
**4.2 Méthode . . . . . 75**
4.2.1 Pré-traitements pour la formation d'hypothèses de correspondance . . . . . 75
4.2.2 Vue d'ensemble de la méthode de reconstruction . . . . . 79
4.2.3 Construction du graphe des hypothèses . . . . . 82
4.2.4 Recherche d'un support de la courbe 3D dans un graphe . . . . . 89
4.2.5 Considérations combinatoires . . . . . 92
**4.3 Evaluation . . . . . 94**
4.3.1 Descriptions des jeux de données et vérité terrain . . . . . 94
4.3.2 Les critères d'évaluation . . . . . 95
4.3.3 Les paramètres . . . . . 97
**4.4 Résultats . . . . . 98**
4.4.1 Résultats sur les données simulées . . . . . 98
4.4.2 Résultats sur les données fantôme . . . . . 107
4.4.3 Résultats sur les données cliniques . . . . . 109
**4.5 Discussion . . . . . 120**
4.5.1 Applications cliniques . . . . . 120
4.5.2 Robustesse . . . . . 121
4.5.3 Améliorations . . . . . 121
4.5.4 Limitations . . . . . 122


## 4.1 Introduction

Nous proposons dans ce chapitre une méthode de reconstruction stéréoscopique d'une courbe 3D étant donnée la segmentation d'un micro-guide dans deux images. Nous rappelons que ces images ont été acquises quasi-simultanément selon des points de vue proches de l'orthogonal par deux caméras rayons X calibrées. Le résultat de la segmentation est un ensemble de structures curvilignes 2D données sous la forme de squelettes. Bien que cette segmentation soit de bonne qualité (voir chapitre 2), elle peut néanmoins encore comporter quelques structures superflues et des portions manquantes. Un traitement bas

niveau de ces erreurs est peu adapté au type de courbes rencontrées dans les images car il nécessiterait d'identifier les points de rebroussement et les points de jonction qui peuvent exister. Le traitement des singularités et des erreurs de segmentation par des méthodes de plus haut niveau faisant appel à des critères géométriques 3D plutôt que 2D paraît par conséquent plus adapté. La courbe 3D que l'on cherche à reconstruire est en effet une courbe simple, régulière et de courbure globalement faible contrairement à sa projection où ces conditions ne sont pas toujours vérifiées. L'algorithme que nous avons développé est capable de reconstruire une courbe 3D non-planaire dont la forme suit celle d'une artère cérébrale tortueuse.

Les approches proposées dans la littérature du domaine médical pour reconstruire un guide ou un cathéter présentent toutes un certain nombre de limitations dont nous avons déjà discuté dans le chapitre 3 et que nous cherchons à surmonter avec notre méthode. Nous les rappelons ici brièvement :

1. Dans [Bender et al., 1999, Lin, 2003, Lessard et al., 2009] la position et l'orientation d'une des extrémités 3D doit être spécifiée pour initialiser un algorithme de reconstruction incrémental. Dans [Hoffmann et al., 2012], un point particulier du cathéter doit être spécifié manuellement dans chacune des deux images pour initialiser la segmentation nécessaire à la reconstruction. L'initialisation manuelle est inenvisageable pour une pratique clinique.

2. Dans [Brückner et al., 2009, Schenderlein et al., 2010] l'initialisation se fait à partir de la reconstruction obtenue au temps précédent faisant ainsi appel à l'hypothèse de continuité temporelle. Ceci est incompatible avec le contexte clinique dans lequel nous nous plaçons. La configuration 3D du micro-outil peut en effet changer brutalement entre deux images consécutives. De plus, la reconstruction doit fonctionner dès la première image de l'acquisition fluoroscopique sachant qu'entre deux acquisitions successives, le praticien peut avoir bougé la table, le(s) arceau(x) ou encore le patient ce qui change la position 3D du micro-outil.

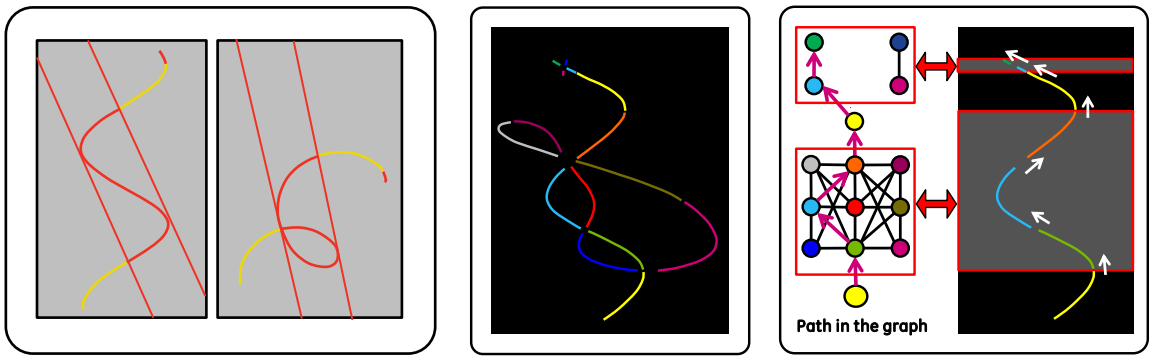
3. Dans [Baert et al., 2003, Hoffmann et al., 2016, Wagner et al., 2016] une paramétrisation globale de la projection de la courbe dans les deux images est nécessaire pour initialiser la reconstruction. Dans notre cas, la forme du micro-outil est la plupart du temps trop co ;plexe en projection pour permettre une paramétrisation simple et correcte de sa projection.

4. Dans [Petkovic et al., 2011] une troisième incidence doit être utilisée pour reconstruire les courbes de forme plus complexe (e.g. boucles). En pratique clinique avec un système biplan, seules deux incidences sont disponibles à un instant donné.

Nous proposons ici une méthode de reconstruction alternative ne nécessitant aucune interaction utilisateur et qui résout le problème de mise en correspondance sans vue supplémentaire tout en tenant compte des éventuelles erreurs de segmentation.

Notre méthode s'appuie sur la mise en correspondance de fragments de courbe 2D obtenus à partir des squelettes par une technique de découpage épipolaire que nous présentons en Sec. 4.2.1. Cette méthode nous permet de formuler des hypothèses de correspondance directement sous la forme de fragments de courbe 3D comme l'illustre l'exemple de la Figure 4.1(b). Nous cherchons ensuite à reconstruire le support d'une unique courbe 3D qui correspond à la reconstruction du micro-outil. Le support recherché est une séquence de fragments de courbe 3D ordonnés et orientés par lesquels il est possible de faire passer une courbe 3D lisse. Nous présentons une vue d'ensemble de notre méthode de reconstruction à partir d'un tel ensemble d'hypothèses 3D en Sec. 4.2.2.

Nous assimilons le problème de trouver le support du micro-guide à un problème de recherche d'un chemin dans un graphe de correspondance où les sommets représentent les hypothèses de correspondance (i.e. les fragments de courbe 3D) et où les arêtes représentent les connexions possibles entre deux fragments de courbe 3D donnés. La construction du graphe de correspondance est présentée en Sec. 4.2.3.




(a) (b) (c)

FIGURE 4.1 – (a) Projections d'une courbe 3D hélicoïdale. Les portions rouges appartiennent à des bandes épipolaires ambigües au sein desquelles plusieurs reconstructions sont possibles. Les portions jaunes appartiennent à des bandes épipolaires non-ambigües au sein desquelles la reconstruction est unique. La reconstruction y sera considérée comme fiable. (b) Résultat de la rétroprojection épipolaire. Les deux fragments de courbe 3D jaunes se projettent respectivement sur les deux fragments de courbe 2D jaunes. Les autres fragments de courbe 3D sont le résultat des différentes reconstructions possibles au sein d'une bande épipolaire ambigüe. (c) Le support de la courbe 3D initiale est composé d'un sous-ensemble de fragments de courbe 3D que notre algorithme ordonne et oriente pour former une courbe 3D lisse.

Pour chercher le chemin présentant les meilleures propriétés de régularité, nous pondérons les arêtes à l'aide d'un critère de connectivité géométrique entre deux fragments 3D. De plus, nous supposons que certains fragments de courbe 3D sont fiables et peuvent être utilisés pour reconstruire les autres portions de la courbe 3D. L'exemple de la Figure 4.1(c) montre le chemin optimal passant par les fragments fiables (jaunes) qui correspond au support de la courbe 3D recherchée dans le graphe de correspondance.

Afin de rendre notre méthode automatique, nous adoptons une approche de résolution dans l'esprit de celle proposée par [Horaud and Skordas, 1989]. Des sous-ensembles d'hypothèses compatibles sont extraits du graphe de correspondance et le meilleur d'entre eux est sélectionné comme solution au problème de correspondance. Dans notre cas, chaque sous-ensemble est utilisé pour construire le support d'une courbe 3D candidate. Le support de la courbe candidate la plus lisse est alors sélectionné comme solution au problème de reconstruction. La description de cette approche de résolution fait l'objet de la Sec. 4.2.4.

Nous présentons en Sec. 4.3 nos différentes bases de données (simulées, sur fantômes et cliniques) ainsi que les critères d'évaluation utilisés pour évaluer les performances de notre algorithme. Les résultats sur ces bases de données sont présentés en Sec. 4.4. Enfin, nous discutons les intérêts et les limites des différents choix que nous avons faits en Sec. 4.5.

## 4.2 Méthode

### 4.2.1 Pré-traitements pour la formation d'hypothèses de correspondance

La première étape de notre algorithme de reconstruction consiste à structurer la segmentation en fragments de courbe afin de pouvoir former des hypothèses de correspondance s'exprimant sous la forme de fragments de courbe 3D. Pour cela nous effectuons un découpage épipolaire de la segmentation pour obtenir des fragments de courbe 2D paramétrés par le faisceau de lignes épipolaires. L'utilisation de fragments de courbe au lieu de points nous permet ici de réduire le nombre d'hypothèses formées et donc la combinatoire du problème.

#### 4.2.1.1 Découpage des projections segmentées en bandes épipolaires

Comme vu précédemment dans le chapitre 3 Sec. 3.4.3.2, un découpage épipolaire consiste à couper la structure curviligne aux points de tangence avec une ligne épipolaire et aux points de jonction du

squelette pour éviter les intersections multiples. On peut remarquer qu'en ces points particuliers, le nombre d'intersections entre une ligne épipolaire et la segmentation est localement différent par rapport aux lignes épipolaires voisines. Nous nous basons sur cette observation pour effectuer un découpage épipolaire simultanément dans les deux vues permettant ainsi de définir une fonction d'appariement entre des fragments de courbe qui s'étendent sur le même intervalle de lignes épipolaires. La Figure 4.2 montre un exemple d'un tel découpage en bandes épipolaires.

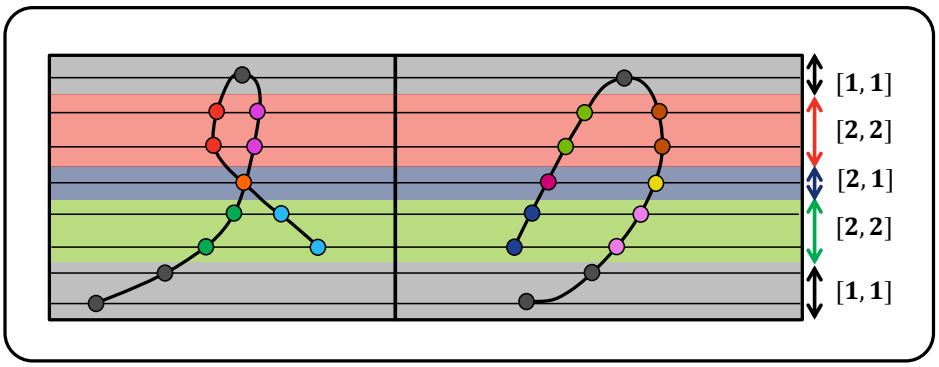



FIGURE 4.2 – Exemple de découpage d'une paire d'images segmentées en bandes épipolaires de caractéristique $[m, n]$. Les points de même couleur connectés au sein de la structure du squelette modélisant chacune des deux courbes correspondent au résultat du découpage en fragments de courbe 2D.

#### 4.2.1.2 Implémentation et considérations pratiques

On associe à chaque paire de lignes épipolaires conjuguées le couple caractéristique $[m, n]$ où $m$ et $n$ définissent le nombre d'intersections de chacune des deux lignes avec les squelettes. Les bandes épipolaires sont définies en regroupant les lignes épipolaires contigües de même caractéristique (Figure 4.2).

**Cas particulier** On peut constater sur l'exemple de la Figure 4.3 que l'observation de la caractéristique seule ne suffit pas à garantir que chaque fragment 2D soit continu au sein d'une bande. Dans l'exemple, deux fragments différents ont chacun une de leurs extrémités qui se situe sur des lignes épipolaires consécutives (fragments violet et bleu dans la vue de gauche, jaune et rose dans la vue de droite) ce qui n'entraîne pas de changement de la caractéristique entre la bande rouge et la bande verte. Une telle configuration est d'autant plus fréquente que la résolution de l'image est faible. Afin de pallier ce problème, nous vérifions la continuité des fragments au sein d'une bande. Lorsqu'il y a discontinuité, la bande est subdivisée en deux bandes distinctes aux points de discontinuité.

**Calcul de la caractéristique** Le nombre d'intersections d'une ligne épipolaire avec la segmentation peut être obtenu par analyse du profil le long des lignes horizontales dans l'image rectifiée. Le schéma de la Figure 4.4 montre un exemple de profil le long d'une ligne de pixels. Par des effets de discrétisation, plusieurs pixels du squelette peuvent être contigus le long d'une ligne. On appelle *plage* ces groupes contigus de pixels. Chaque plage compte pour une intersection et la position milieu d'une plage est choisie comme la position du point d'intersection. La reconstruction d'un point 3D sera d'autant plus approximative que les deux plages dont il est issu sont larges. On observe en particulier des plages larges aux endroits où la structure curviligne est localement tangente (ou d'orientation proche) à une ligne épipolaire. On remarque en pratique sur des images segmentées qu'à proximité de ces positions tangentes le bruit de détection et les effets de discrétisation peuvent entraîner localement des oscillations du squelette autour de la ligne épipolaire. Cela a pour conséquence de perturber l'estimation de la caractéristique qui n'est alors plus cohérente d'une ligne épipolaire à l'autre. Afin de limiter ces effets, nous regroupons en une seule plage, deux plages consécutives séparées d'une distance $\epsilon = 1$ pixel, comme l'illustre l'exemple de la Figure 4.4. Autrement dit deux plages doivent être séparées par au moins 2 pixels pour être considérées comme distinctes.

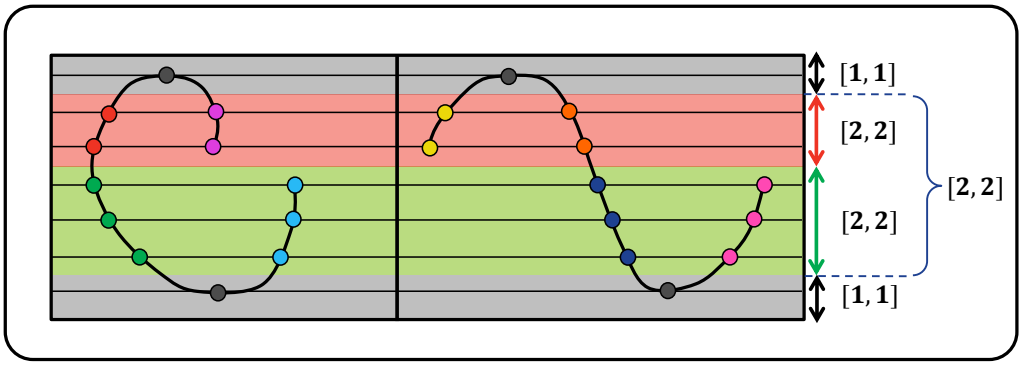



FIGURE 4.3 – Exemple de découpage d'une paire d'images segmentées en bandes épipolaires de caractéristique $[m, n]$. On observe qu'un redécoupage de la bande de caractéristique $[2, 2]$ (accolade bleue) en deux bandes (rouge et verte) est nécessaire pour préserver la continuité au sein d'un fragment de courbe.

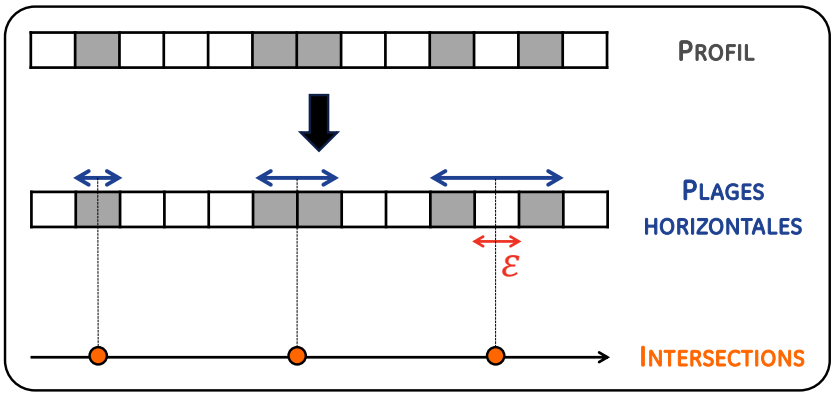



FIGURE 4.4 – Exemple d'analyse du profil le long d'une ligne de pixels. Les pixels gris correspondent à des pixels segmentés. En choisissant une distance minimum $\epsilon = 1$ pixel entre deux plages de pixels contigus, les deux plages de largeur 1 pixel à droite sont alors fusionnées en une seule plage de largeur 3 pixels. L'analyse du profil résulte en 3 points d'intersection pris comme le milieu de chaque plage.

**Cas des petites bandes** La présence de points de jonction ou de points de tangence avec une ligne épipolaire dans l'une des deux projections entraîne la création de petites bandes épipolaires généralement composées d'une unique ligne épipolaire qui contient le point singulier [13]. L'information contenue dans ces petites bandes est généralement peu fiable : dans le cas d'un point de jonction la segmentation y est moins précise et dans le cas d'une tangence, celle-ci peut s'étendre sur une large plage. Nous choisissons donc d'ignorer en général toutes les bandes dont l'épaisseur est inférieure à une valeur $E_b$ exprimée en pixels. Ceci a pour conséquence de créer un ou plusieurs trous dans la reconstruction 3D dont la taille peut s'avérer significative, notamment aux points de tangence. La taille d'un trou causé par la présence d'un point de tangence peut s'avérer significative. À résolution fixe, la largeur de cette plage (et donc la taille du trou en 3D) sera d'autant plus grande que la courbure est faible au point de tangence. En revanche, le trou causé par un croisement de la courbe est en général de taille négligeable car souvent ponctuelle.

#### 4.2.1.3 Reconstruction des fragments de courbe 3D

La caractéristique $[m, n]$ associée à une paire de bandes épipolaires conjuguées donne le nombre de fragments de courbe 2D qui peuvent être mis en correspondance au sein de chacune des deux bandes. On peut ainsi former $m \times n$ hypothèses de correspondance donnant lieu à $m \times n$ fragments de courbe 3D.

13. Ce n'est pas le cas des points d'inflexion qui n'entraînent pas de changement de la caractéristique

Le nombre de points qui constituent un fragment de courbe est égal au nombre de lignes épipolaires qui composent la bande associée. La reconstruction d'un fragment de courbe 3D se fait par triangulation des points d'intersection qui composent les fragments 2D.

Le nombre d'hypothèses que l'on peut former au sein d'une bande nous permet de distinguer trois catégories de bandes :

i. Les bandes *vides* où $m = 0$ ou bien $n = 0$.
Ces bandes ne permettent pas de reconstruire de fragment de courbe 3D.

ii. Les bandes *non-ambigües* où $m = 1$ et $n = 1$.
Ces bandes permettent de reconstruire un unique fragment de courbe 3D.

iii. Les bandes *ambigües* où $m \geq 1$ et $n > 1$ (et inversement).
Ces bandes permettent de reconstruire plus d'une hypothèse.

**Cas des bandes vides.** La partie radio-opaque du micro-guide est généralement entièrement incluse dans le champ du détecteur. Ainsi, en absence d'erreurs de segmentation, le faisceau de lignes épipolaires noté $\mathcal{B}_{\text{guide}}$ qui enserre la partie radio-opaque du micro-guide dans l'image est entouré de deux bandes vides. D'autres bandes vides peuvent apparaître en pratique lorsque la segmentation ou bien la calibration comportent des erreurs. L'impact de ces bandes vides dépend de leur localisation. Celles ci-peuvent en effet apparaître à l'extérieur, en bordure ou à l'intérieur du faisceau épipolaire $\mathcal{B}_{\text{guide}}$. Ces deux derniers cas ont un impact sur la reconstruction et peuvent être le résultat :

- D'une erreur de calibration : le faisceau $\mathcal{B}_{\text{guide}}$ dans une vue est décalé dans l'autre vue ce qui génère des bandes vides aux points de tangence épipolaire et aux extrémités.

- D'une sur ou sous-segmentation d'une extrémité ou d'une partie tangente du micro-outil.

- De portions non segmentées du micro-outil.

Les parties du micro-outil incluses dans une bande vide ne sont pas reconstruites. Une bande vide peut affecter le corps du micro-outil et/ou son extrémité distale. Dans le premier cas, la partie manquante est une courbe simple qui se connecte de part et d'autre à deux fragments 3D du support reconstruit. Dans le deuxième cas, il s'agit d'étendre le support reconstruit pour récupérer la partie manquante.

**Cas des bandes non-ambigües.** En absence d'erreurs de segmentation, le fragment de courbe 3D reconstruit à partir d'une bande non-ambigüe appartient au support de la courbe 3D recherchée. En cas d'erreurs, ceci reste vrai la plupart du temps. En effet, pour qu'un fragment de courbe 3D reconstruit à partir d'une bande non-ambigüe soit erroné, il faudrait que l'une des deux situations suivantes surviennent :

- Les deux fragments observés au sein de la bande non-ambiguë correspondent à des fausses détections. Le bruit n'étant pas corrélé entre les deux images, cette situation reste assez rare.

- L'un des deux fragments seulement correspond à une fausse détection. Cela implique qu'un fragment du guide n'a pas été segmenté dans la bande qui contient la fausse détection.

Sur une base composée de 87 paires d'images provenant de deux patients différents (patients 3 et 4 Sec. 2.4.2.2 du chapitre 2 sur la segmentation), nous avons observé que 98.9% des fragments 2D non-ambigus

sont situés en moyenne à une distance inférieure à 5 pixels de la vérité terrain dans l'image. Au regard de cette statistique, nous postulons qu'une hypothèse formée à partir d'une bande épipolaire non-ambigüe est une hypothèse *fiable*. Ainsi un fragment 3D non-ambigu est un fragment qui fait très probablement partie du support recherché et sur lequel on peut s'appuyer.

**Cas des bandes ambigües.** La reconstruction des fragments 3D appartenant au support de la courbe 3D recherchée n'est pas directe au sein d'une bande ambigüe. Une bande peut être ambigüe soit parce qu'elle intersecte plusieurs portions distinctes de la courbe dans l'image, soit parce qu'une fausse détection apparaît au sein du faisceau de lignes épipolaires qui enserre la courbe dans l'image. Concernant le premier cas, nous avons constaté sur un échantillon de 2289 courbes 3D de 2cm, simulées à partir de lignes centrales d'artères cérébrales (voir plus bas Sec. 4.3.1), qu'environ 60% d'entre elles génèrent un couple de projections contenant au moins une bande ambigüe. Ces deux phénomènes ne sont donc pas rares et peuvent représenter une proportion non-négligeable de la longueur de la courbe 3D à reconstruire. La reconstruction au sein des bandes ambigües est un problème que nous allons par conséquent traiter spécifiquement.

### 4.2.2 Vue d'ensemble de la méthode de reconstruction

Nous commençons par aborder le problème de manière purement géométrique en considérant une unique courbe 3D simple et régulière dont deux projections sont parfaitement connues. À l'issue du découpage des projections en bandes épipolaires, nous disposons d'un ensemble de fragments de courbe 3D dits non-ambigus issu des bandes non-ambigües et d'un ensemble de fragments de courbe 3D dits ambigus issus des bandes ambigües.

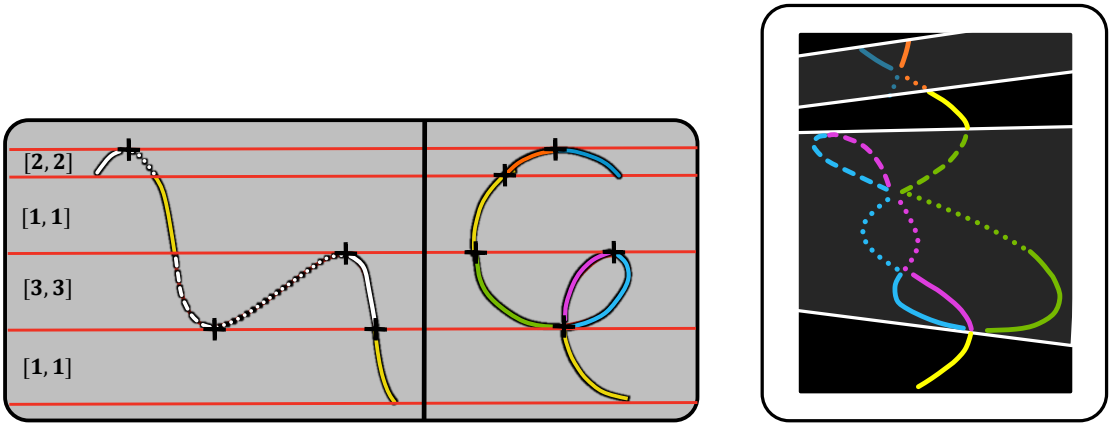
Notre stratégie consiste à exploiter les fragments de courbe 3D non-ambigus pour décomposer le problème de reconstruire la courbe 3D globale en plusieurs sous-problèmes indépendants où il est question pour chaque sous-problème de reconstruire une portion particulière de la courbe 3D globale. Le support associé à une telle portion de courbe est composé d'un ou plusieurs fragments de courbe 3D. Il présente les mêmes propriétés de régularité que la courbe 3D globale. Une telle stratégie est possible car il n'y a qu'une seule courbe à reconstruire.

Prenons l'exemple de la Figure 4.5. Il y a deux fragments de courbe 3D non-ambigus surlignés en jaune sur la Figure 4.5(b) (issus des fragments 2D jaune sur la Figure 4.5(a)) et deux portions de courbe 3D restantes à déterminer. Ces portions se projettent sur deux bandes ambigües différentes, de caractéristique respective $[3, 3]$ et $[2, 2]$, séparées par une bande non-ambigüe. Chacune de ces bandes permet de reconstruire respectivement 9 et 4 fragments de courbe 3D. L'enjeu de la reconstruction est de sélectionner le sous-ensemble de fragments qui forme le support de la portion de courbe recherchée.

De manière générale, la restriction de la courbe 3D au niveau d'une bande ambigüe sera une unique portion connexe de la courbe 3D si cette bande est adjacente à des bandes vides ou non-ambigües. Ce n'est pas le cas si une bande adjacente est également ambigüe (voir plus loin l'exemple de la Figure 4.8).

On regroupe alors les bandes ambigües adjacentes en un **groupe ambigu**. Un tel groupe est alors nécessairement adjacent à des bandes vides ou non-ambigües. De même que pour les bandes ambigües précédentes - que l'on peut voir à présent comme des groupes ambigus composés d'une seule bande - la restriction de la courbe 3D à un groupe ambigu sera une unique portion connexe de courbe.

**Indépendance des groupes ambigus** Dans la mesure où il n'y a qu'une seule courbe à reconstruire, deux groupes ambigus qui se suivent dans l'image sont nécessairement séparés par une bande non-ambigüe. Le fragment non-ambigu étant considéré comme fiable, il appartient au support recherché et s'insère nécessairement entre les deux portions de courbe issus des groupes ambigus. Il en découle que deux fragments de courbe 3D issus de groupes différents ne se connectent pas en 3D. La reconstruction d'une portion de courbe à partir d'un groupe ambigu n'a ainsi pas d'influence sur la reconstruction d'une portion de courbe associée à un autre groupe ambigu. Le problème de reconstruction associé à chaque groupe ambigu peut donc être traité de manière indépendante.




(a) Découpage en bande épipolaires

(b) Hypothèses de correspondances = fragments de courbe 3D

FIGURE 4.5 – (a) Résultat du découpage épipolaire de deux projections d'une courbe hélicoïdale 3D. Il y a là deux groupes ambigus composés chacun d'une unique bande ambigüe (la bande de caractéristique $[2, 2]$ et la bande de caractéristique $[3, 3]$) et séparés par une bande non-ambigüe. Le groupe ambigu du bas contenant la boucle est entouré par deux bandes non-ambigües. (b) Ensemble des hypothèses ici représentées avec un type de trait (pointillés, pointillés long et plein) et une couleur qui est cohérente avec les couleurs et types de trait de leurs fragments 2D respectifs. Les deux encadrés blancs contiennent respectivement les hypothèses formées à partir d'un groupe ambigu distinct.

**Reconstruction au sein d'un groupe ambigu** On distingue trois configurations possibles :

1. Un groupe ambigu est adjacent à deux bandes non-ambigües :

   Dans cette configuration, le support recherché est celui d'une courbe 3D qui permet de relier les deux fragments non-ambigus adjacents. C'est le cas du groupe ambigu composé de la bande de caractéristique $[3 : 3]$ sur l'exemple de la Figure 4.5(a).

2. Un groupe ambigu est adjacent à une seule bande non-ambigüe :

   Dans cette configuration, le support recherché est celui d'une courbe 3D qui se connecte au fragment non-ambigu adjacent au groupe ambigu. Un tel groupe est situé en bordure de faisceau et contient nécessairement une des deux extrémités de la courbe 3D globale. C'est le cas du groupe ambigu composé de la bande de caractéristique $[2 : 2]$ sur l'exemple de la Figure 4.5(a).

3. Un groupe ambigu recouvre le faisceau épipolaire qui enserre la segmentation :

   Dans cette configuration, le support recherché est celui de la courbe 3D globale. Contrairement aux deux configurations précédentes, aucun fragment non-ambigu ne permet de contraindre le problème. Cette configuration est assez rare en pratique.

Afin d'être en mesure de reconstruire la portion de courbe associée à un groupe ambigu quelle que soit sa configuration, nous commençons par générer un ensemble de supports candidats à partir des hypothèses de correspondance issues de ce groupe. Un unique support candidat par groupe ambigu est ensuite sélectionné de manière à reconstituer le support d'une courbe 3D globale lisse par concaténation des résultats de reconstruction au sein des autres groupes ambigus et non-ambigus.

Générer des supports candidats à partir des fragments 3D issus d'un groupe ambigu est un problème à forte combinatoire qui rend une approche exhaustive par dénombrement rédhibitoire (nous en montrons la complexité en Sec. 4.2.5.1). Pour mieux comprendre la nature du problème de reconstruction au

sein d'un groupe ambigu et cerner les contraintes à mettre en œuvre pour générer un nombre limité de supports candidats et les évaluer, nous faisons les quatre observations suivantes :

- Une contrainte de régularité seule n'est pas suffisante pour reconstruire le support d'une portion ambigüe. En reprenant l'exemple de la Figure 4.5, on constate qu'à partir des hypothèses 3D issues du groupe ambigu composé de la bande $[3, 3]$ il est possible de former des supports lisses avec des sous-ensembles d'hypothèses différents. Nous en montrons trois sur la Figure 4.6.

- Tous les supports lisses n'ont pas la même capacité à recouvrir la segmentation en projection. En effet, un support mobilise un sous-ensemble de fragments 3D tel que soit une partie, soit tous les fragments 2D sont utilisés. Le recouvrement peut donc être partiel ou complet et comprendre des superpositions dès lors qu'un même fragment 2D est utilisé plusieurs fois. On observe ainsi pour le support de la Figure 4.6(a) qu'il recouvre complètement la segmentation dans les deux projections mais que plusieurs fragments 3D distincts se reprojettent sur un même fragment 2D (fragments de couleur ou style identiques). Au contraire, le support de la Figure 4.6(b) ne recouvre que partiellement la segmentation. En revanche, le support de la Figure 4.6(c) qui correspond au support de la courbe recherchée est celui qui tout en minimisant le nombre de superpositions en projection permet de recouvrir entièrement la segmentation. Dans notre contexte, il est également peu probable qu'un fragment de courbe 2D se superpose à un autre dans la mesure où il n'y a pas d'occultation en imagerie rayons X.

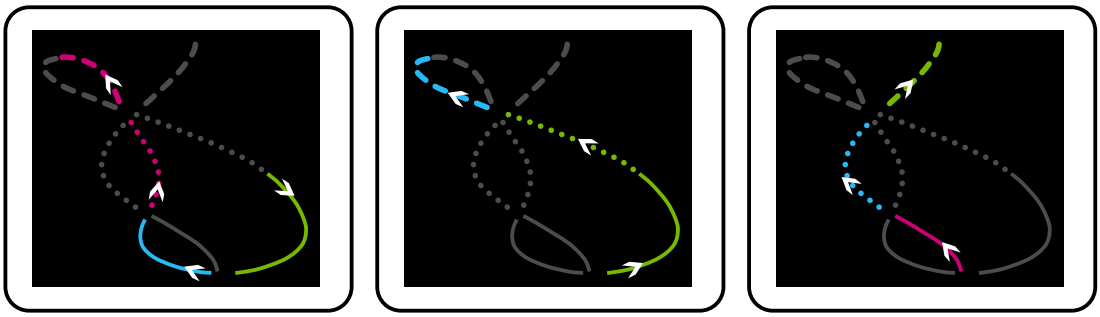
- Pour former le support, nous cherchons à connecter les fragments dont les extrémités sont proches. Mais il est également important de tenir compte de la direction des fragments dans le critère de régularité. Il peut en effet exister plusieurs supports différents qui minimisent le nombre de superpositions en projection (nous en montrons trois autres sur la Figure 4.7). On remarque alors qu'entre le support de la Figure 4.6(c) et le support de la Figure 4.7(c), c'est la continuité des directions qui sera le facteur discriminant.

- L'ensemble des critères précédents peut cependant ne pas suffire. On peut en effet constater avec le deuxième groupe ambigu de l'exemple de la Figure 4.5 (i.e. celui associé à la bande $[2, 2]$) qu'il est possible de former deux supports différents qui sont lisses et recouvrent entièrement la segmentation sans superposition. Il est donc nécessaire d'introduire des contraintes supplémentaires pour discriminer une solution sans vue supplémentaire. Disposer d'au moins un fragment de courbe 3D issu d'une bande non-ambigüe adjacente permet de sélectionner le support lisse qui se connecte le mieux au(x) fragment(s) de courbe non-ambigu(s).

Afin de limiter la combinatoire, nous chercherons d'abord à extraire, au niveau de chaque groupe, des support candidats qui (1) minimisent le nombre de fragments 3D qui se superposent en projection (2) contiennent le plus grand nombre de fragments sous la condition (1) afin qu'un support candidat recouvre au mieux la segmentation en projection. Les trois supports donnés dans l'exemple de la Figure 4.7 sont des supports candidats pour lesquels le nombre de fragments 3D qui se superposent en projection est nul (condition (1)) et le nombre de fragments 3D qui les composent (ici égal à 3) est maximal (condition (2)).

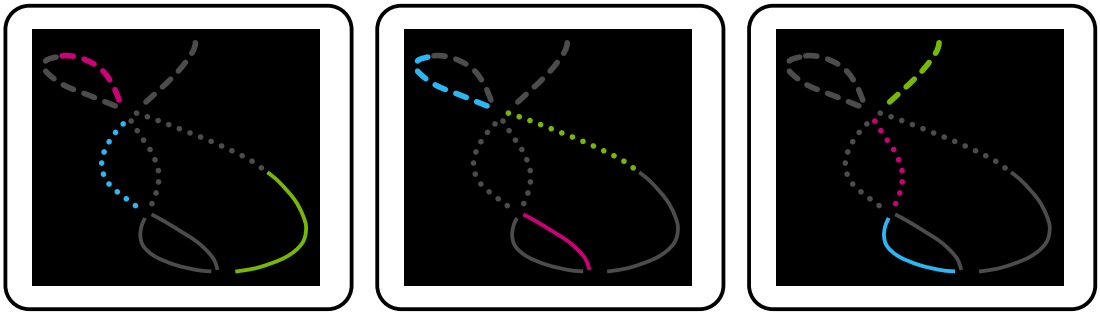
La sélection d'un support parmi l'ensemble des supports candidats ainsi générés repose sur un critère géométrique permettant d'évaluer la régularité de la courbe 3D sous-jacente. Ce critère tient compte de la distance et de l'alignement des extrémités des fragments connectés dans le support et prend également en compte la connexion aux fragments non-ambigus adjacents. Le support de la courbe globale résulte de la concaténation des fragments non-ambigus aux supports sélectionnés dans chacun des groupes ambigus. Une courbe 3D lisse doit pouvoir y passer.

Pour résoudre ce problème d'optimisation combinatoire, nous adoptons une représentation par graphe comme cela est parfois le cas dans un problème de stéréovision. Pour satisfaire la condition (1), nous avons



(a) (b) (c)

FIGURE 4.6 – Les fragments 3D de même couleur ou bien de même style (pointillés, tirets ou trait plein) se superposent en projection dans l'une des deux vues (revoir Figure 4.5(a)) L'ensemble des fragments 3D colorés forment un support lisse qui (a) recouvre entièrement les deux projections mais plusieurs fragments 3D se reprojettent sur les mêmes fragments 2D (b) ne recouvre pas entièrement les deux projections et les deux fragments 3D verts se reprojettent sur le même fragment 2D (c) recouvre entièrement les deux projections sans superposition. Le support (c) correspond au support de la courbe recherchée.



(a) (b) (c)

FIGURE 4.7 – Exemple de supports (i.e. les fragments 3D colorés) pour lesquels aucun fragment 3D ne se superpose à un autre en projection et qui recouvrent entièrement la segmentation. On peut remarquer que le support (c) se distingue du support de la Figure 4.6(c) seulement par la continuité des directions aux points de connexion entre les fragments.

considéré dans un premier temps une contrainte d'unicité d'appariement. Des superpositions pouvant tout de même exister, nous avons envisagé dans une variante de notre algorithme la possibilité d'admettre des superpositions dans certaines conditions que nous expliciterons dans la section suivante.

**Exemple de reconstruction stéréoscopique d'une courbe avec notre méthode** L'exemple de la Figure 4.8 illustre le cas d'une courbe 3D simulée dont le support est reconstruit à partir de deux projections (Figure 4.8(a)). On montre sur cette figure au sein d'un même encadré rouge les caractéristiques des bandes épipolaires adjacentes qui appartiennent à un même groupe ambigu.

La Figure 4.8(b) montre l'ensemble des hypothèses reconstruites sous la forme de fragments de courbe 3D ainsi que la courbe 3D de référence tracée en blanc. On peut observer sur la Figure 4.8(c) que le support reconstruit (points 3D bleu) ne couvre pas la totalité de la courbe 3D de référence. Les parties de la courbe non reconstruites correspondent ici aux parties inscrites dans un plan épipolaire (bandes épipolaires blanches dans la Figure 4.8(a), voir aussi le cas des petites bandes en Sec. 4.2.1.2). Nous interpolons ces parties en effectuant une approximation B-spline globale du support reconstruit (courbe lisse jaune).

### 4.2.3 Construction du graphe des hypothèses

La recherche du support de la courbe 3D correspondant à la reconstruction du micro-outil est assimilée à un problème classique de recherche d'un chemin dans un graphe des hypothèses défini par :

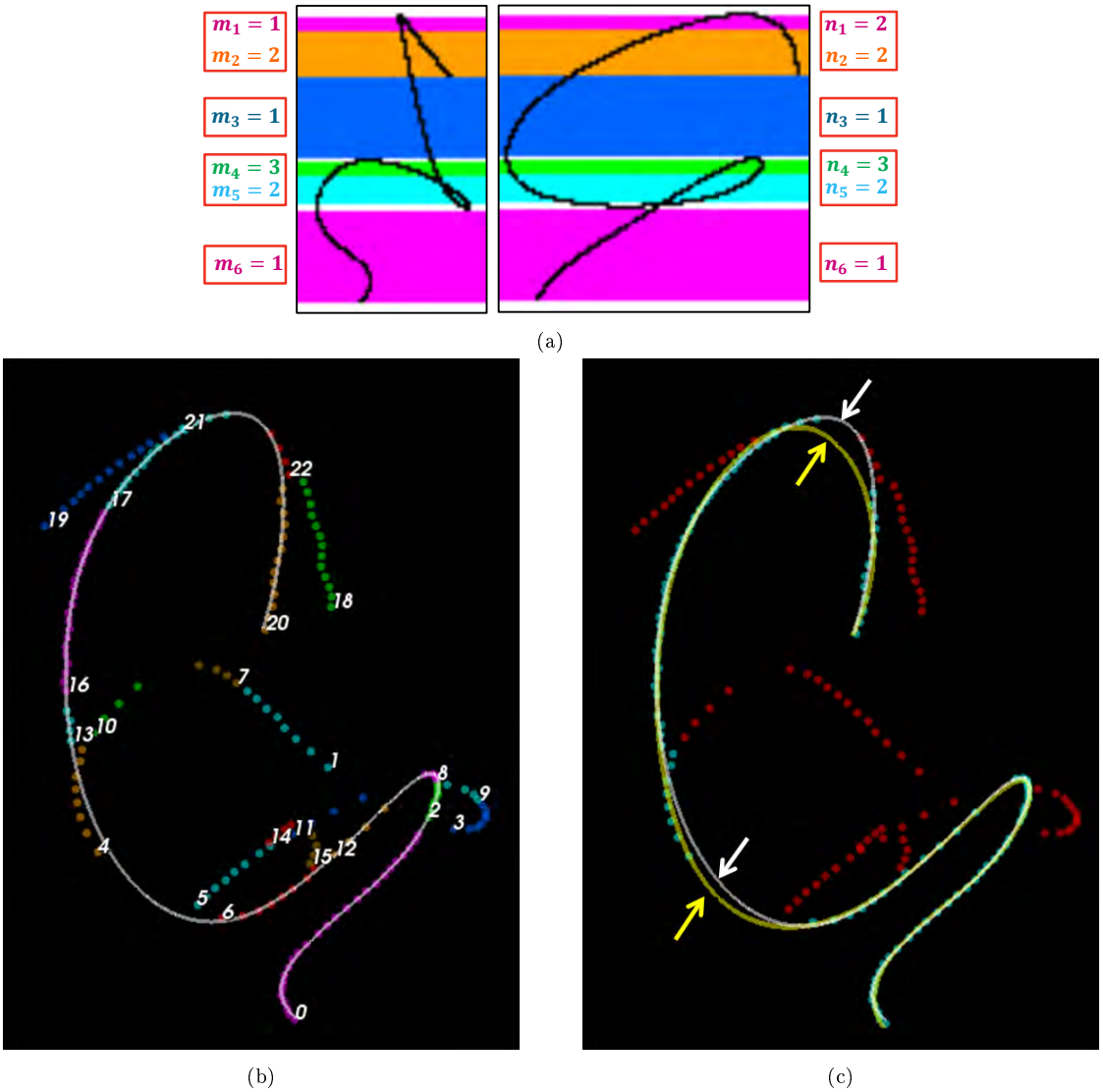



FIGURE 4.8 – (a) Projections frontale et latérale d'une même courbe 3D. Le découpage en bandes épipolaires est effectué avec $\epsilon = 1$. (b) Ensemble des hypothèses reconstruites. Chaque fragment de courbe 3D d'une couleur représente une hypothèse (numérotée) différente. Le trait fin blanc correspond à la courbe 3D simulée initiale. (c) Reconstruction 3D du support de la courbe (points 3D bleus) avec l'approximation B-spline correspondante (courbe jaune). Les hypothèses 3D rejetées sont en rouge.

- Un ensemble de sommets où chaque sommet représente une hypothèse (i.e. un fragment de courbe 3D)
- Un ensemble d'arêtes où chaque arête qui relie deux sommets représente une connexion possible entre deux fragments de courbe 3D.
- Un ensemble de poids affectés aux arêtes du graphe permettant d'évaluer la qualité d'une connexion entre deux fragments de courbe 3D.

Dans la mesure où un micro-guide se déplace dans une artère celui-ci ne peut pas se tordre pour revenir sur lui-même. Par conséquent, on définit un support possible pour la courbe 3D comme un chemin du

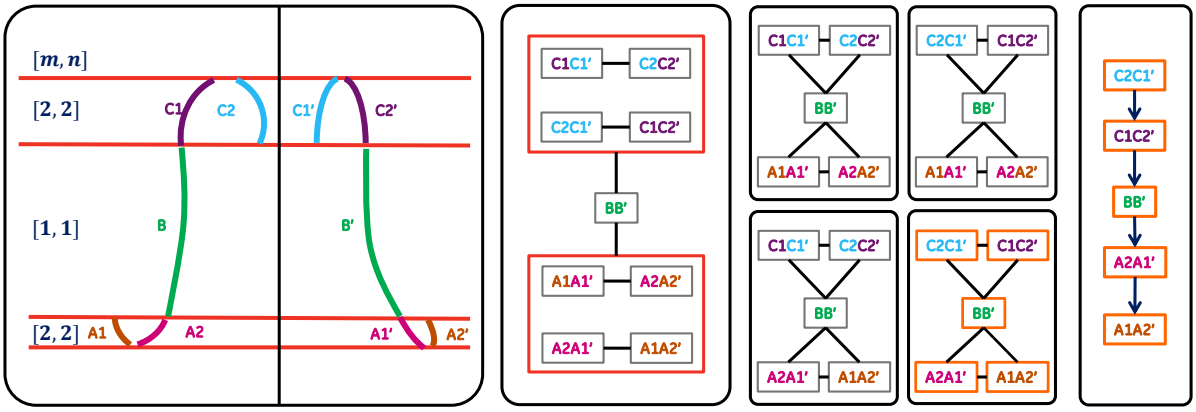



FIGURE 4.9 – (a) Résultats du découpage en bandes épipolaires où les fragments de courbe de même couleur sont des fragments qui se correspondent au sein des 3 bandes A,B,C. Les petites bandes où les lignes epipolaires sont tangentes à la courbe ne sont pas considérées. (b) Le graphe des hypothèses après élagage des arêtes. L'ensemble des hypothèses issues d'un même groupe ambigu (encadré rouge) peuvent se connecter au fragment 3D non-ambigu BB'. (c) Les 4 sous-ensembles d'hypothèses compatibles qui permettent de composer un support de recouvrement maximal. (d) Le support de la courbe 3D recherchée.

graphe qui ne visite pas plus d'une fois un même sommet. Un support peut alors être évalué en sommant les poids le long du chemin correspondant. La taille d'un support correspond au nombre de fragments qu'il contient (ou de manière équivalente à la longueur du chemin correspondant dans le graphe). Deux chemins du graphe donnant lieu à deux séquences symétriques (e.g $\{A, B, C\}$ et $\{C, B, A\}$) définissent deux supports équivalents qui représentent la même courbe 3D mais avec un sens de parcours opposé.

Dans cette approche combinatoire, la difficulté est de générer, évaluer et comparer des supports en un temps raisonnable ce qui nécessite de faire des hypothèses simplificatrices. Notre démarche consiste donc à réduire autant que possible le nombre de supports qui peuvent être extraits du graphe. Pour cela il faut soit réduire le nombre de sommets soit réduire le nombre d'arêtes dans le graphe. Les contraintes classiques de disparité en intensité, en position ou encore en orientation n'étant pas applicables, aucun appariement ne peut être rejeté a priori. Simplement, nous verrons que les petits fragments 3D ont peu d'impact sur le résultat final. Nous appliquons donc un seuil sur la longueur des fragments 3D (Sec. 4.2.3.4). Mais pour l'essentiel, notre travail porte sur la mise en œuvre de contraintes qui permettent de limiter le nombre d'arêtes dans le graphe. Pour ce qui suit, on pourra se référer au cas d'école de la Figure 4.9 qui illustre un découpage en bande épipolaire (Figure 4.9(a)) et le graphe de correspondance associé (Figure 4.9(b)).

Nous faisons appel à trois contraintes pour construire les arêtes du graphe :

(1) Connexions inter-groupes :

Les fragments 3D non-ambigus sont nécessairement inclus dans le support de la courbe 3D recherchée. Par continuité figurale et définition d'un groupe ambigu, il est donc obligatoire pour passer d'un groupe ambigu à l'autre de transiter par le fragment de courbe non-ambigu qui les sépare.
On ne trace donc aucune arête entre deux sommets associés à des hypothèses de correspondance issues de groupes ambigus différents.

(2) Connexions inter-bandes au sein d'un groupe ambigu :

Dans le cas d'une segmentation parfaite, tout fragment de courbe 3D se connecte par continuité figurale soit à un fragment issu de la même bande, soit à un fragment issu d'une bande adjacente. En

pratique, le bruit peut se traduire par la présence de trous dans la segmentation. Nous autorisons donc qu'au sein d'un même groupe, deux fragments 3D issus de bandes épipolaires non-adjacentes puissent se connecter. On trace donc une arête entre deux sommets associés à des hypothèses de correspondance issues de bandes ambigües différentes mais qui appartiennent au même groupe ambigu.

On tient compte de la connexion avec un fragment non-ambigu adjacent au groupe ambigu considéré en autorisant ce fragment à se connecter à tous les fragments contenus dans le groupe ambigu adjacent.

(3) Connexions intra-bande :

Interdire les superpositions en projection, à savoir que deux fragments 3D ne peuvent se reprojeter sur un même fragment 2D, s'exprime par une contrainte d'unicité d'appariement (voir Sec. 4.2.3.1). Ainsi, deux hypothèses de correspondance issues d'un même fragment 2D sont dites incompatibles et aucune arête ne relie deux sommets incompatibles.

Nous envisageons dans la suite une variante de l'algorithme où la contrainte d'unicité d'appariement est relâchée pour tenir compte de l'existence (rare) de superpositions.

Tout chemin de longueur maximale (i.e. qui ne peut être inclus dans un autre) dans le graphe $\mathcal{G}$ ainsi construit est alors un support admissible par construction du graphe. Ces chemins passent nécessairement par tous les fragments 3D non-ambigus (voir Figure 4.9(c)).

**Remarque :** Comme nous l'avons déjà mentionné en Sec. 4.2.1.3, des bandes vides peuvent apparaître en présence de bruit. On considère alors que deux bandes ambigües séparées par une bande vide sont adjacentes et appartiennent au même groupe. De même, deux bandes non-ambigües séparées par une bande vide sont considérées adjacentes et sont donc reliées de manière à former un groupe non-ambigu.

#### 4.2.3.1 Prise en compte de la contrainte d'unicité d'appariement

Deux hypothèses issues de bandes épipolaires différentes vérifient nécessairement la contrainte d'unicité d'appariement et sont donc toujours compatibles. Le problème d'unicité d'appariement des fragments 2D ne se pose donc qu'entre des hypothèses ayant été formées à partir d'une même bande, et plus particulièrement entre des hypothèses issues de bandes ambigües.

L'algorithme issu de cette application stricte de la contrainte d'unicité est notée version 1 dans ce qui suit.

L'exemple de la Figure 4.10 illustre le cas particulier d'une bande épipolaire ambigüe de caractéristique $[3, 2]$ (Figure 4.10(a)) dont l'ensemble des hypothèses est listé sur la Figure 4.10(b). Avec la version 1 de l'algorithme, on obtient un graphe dont la matrice d'adjacence[14] est représentée sur la Figure 4.10(c).

Nous montrons sur la Figure 4.10(d) tous les sous-ensembles d'hypothèses compatibles qui peuvent être formés au sein de cette bande. On constate alors qu'un tel sous-ensemble ne peut recouvrir au plus que 2 fragments dans chaque vue, laissant ainsi 1 fragment non reconstruit dans la vue 1. On peut généraliser cela à une bande épipolaire ambigüe de caractéristique $[m, n]$. Tout sous-ensemble d'hypothèses compatibles ne peut alors recouvrir au plus que $\min(m, n)$ fragments 2D en projection, laissant ainsi $|m - n|$ fragments non reconstruits dans la vue contenant $\max(m, n)$ fragments. Cela implique que :

- Si la courbe 3D se superpose en projection (voir l'exemple de la Figure 4.10(g)), la version 1 de la méthode ne reconstruira qu'un seul fragment par zone de superposition. Des fragments dont la taille dépend de l'ampleur de la superposition seront donc manquants dans le support.

14. On rappelle que deux sommets $S_i$ et $S_j$ sont reliés par une arête lorsque l'entrée $[i, j]$ (et $[j, i]$, la matrice d'adjacence correspondant à un graphe non-orienté étant symétrique) a pour valeur 1.

- S'il existe $|m-n|$ fragments erronés dans la vue contenant $\max(m,n)$ fragments et aucun fragment erroné dans l'autre vue (voir l'exemple de la Figure 4.10(h)), la version 1 génère des sous-ensembles d'hypothèses compatibles qui excluent tous les fragments erronés (e.g. les sous-ensembles $\{S_3, S_5\}$ et $\{S_2, S_6\}$ pour cet exemple).

#### 4.2.3.2 Relâchement de la contrainte d'unicité d'appariement

Lorsqu'il existe des superpositions, il peut être avantageux de relâcher la contrainte d'unicité et d'autoriser certains fragments de courbe 2D à avoir une multiplicité supérieure à 1. L'existence d'une superposition se traduit généralement par une caractéristique de la bande ambigüe telle que $m \neq n$. Il serait donc légitime de relâcher la contrainte d'unicité dans de telles bandes pour préserver dans le support certains fragments 3D qui se superposent en projection et non à chaque fois un seul d'entre eux.

Nous tenons compte ainsi des éventuelles superpositions présentes au sein d'une paire de bandes épipolaires conjuguées en faisant les suppositions suivantes :

- Une paire de bandes ambigües telle que $m = n$ ne contient pas de superposition. La multiplicité d'un fragment dans chacune des deux bandes vaut exactement 1, ce qui revient à appliquer la contrainte d'unicité.

- Une paire de bandes ambigües telle que $m \neq n$ peut contenir une ou plusieurs superpositions et :

  - La ou les superpositions ont lieu uniquement dans la bande ambigüe contenant le plus petit nombre de fragments (i.e. $\min(m,n)$). On ne gère donc pas les cas où des superpositions ont lieu dans la bande ambigüe contenant le plus grand nombre de segments (i.e. $\max(m,n)$).

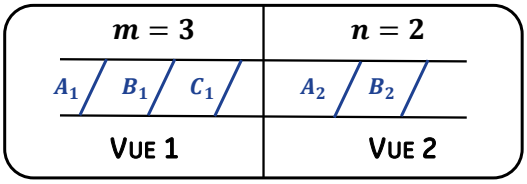
  - Il existe exactement $|m-n|$ superpositions dans cette bande.

  Ainsi, la multiplicité maximale pour un fragment dans la bande contenant la ou les superpositions vaut $k_{\max} = |m-n|+1$ et la multiplicité des fragments dans la bande conjuguée vaut 1.

En résumé, la contrainte d'unicité est appliquée uniquement dans les bandes ambigües où $m = n$ et est relâchée de la manière décrite ci-dessus dans les bandes où $m \neq n$. L'algorithme qui résulte de cette application relâchée de la contrainte d'unicité est notée version 2 dans ce qui suit. Cette version tient compte des éventuelles superpositions dans l'image au prix d'une combinatoire plus élevée.

**Remarque 1 :** Il est difficile en pratique d'imposer une multiplicité maximale à la construction du graphe. On se contente donc de construire un graphe où, dès lors qu'un fragment 2D est autorisé à être apparié plus d'une fois, toutes les hypothèses formées à partir de ce fragment deviennent compatibles. Comme il y en a $\max(m,n)$, c'est la condition $k_{\max} = \max(m,n)$ que nous avons implémentés. Dans l'exemple de la Figure 4.10, le graphe associé à une bande de caractéristique $[3,2]$ construit à partir de la version 2 de l'algorithme y est représenté par sa matrice d'adjacence Figure 4.10(e). Tous les chemins de longueur maximale de ce graphe sont listés sur la Figure 4.10(f) où ceux qui ne vérifient pas $k_{\max} = |3-2|+1 = 2$ mais $k_{\max} = \max(3,2)$ sont surlignés en gris.

**Remarque 2 :** Avec cette version de l'algorithme, s'il existe un fragment 2D erroné dans la vue contenant $\max(m,n)$ fragments (voir l'exemple de la Figure 4.10(g)), tout support correspondant à un chemin de longueur maximale dans le graphe contiendra au moins un fragment 3D qui se reprojette sur ce fragment erroné. Cette version est donc très sensible à la présence de faux positifs dans la segmentation.




(a)

**Sommets**

$S_1 : A_2 \leftrightarrow A_1$
$S_2 : A_2 \leftrightarrow B_1$
$S_3 : A_2 \leftrightarrow C_1$
$S_4 : B_2 \leftrightarrow A_1$
$S_5 : B_2 \leftrightarrow B_1$
$S_6 : B_2 \leftrightarrow C_1$

(b)

| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | $A_2A_1$ | $A_2B_1$ | $A_2C_1$ | $B_2A_1$ | $B_2B_1$ | $B_2C_1$ |
| 1 | $A_2A_1$ | | | | 0 | 1 | 1 |
| 2 | $A_2B_1$ | | 0 | | 1 | 0 | 1 |
| 3 | $A_2C_1$ | | | | 1 | 1 | 0 |
| 4 | $B_2A_1$ | 0 | 1 | 1 | | | |
| 5 | $B_2B_1$ | 1 | 0 | 1 | | 0 | |
| 6 | $B_2C_1$ | 1 | 1 | 0 | | | |

$m$, $m \times n$

(c)

(1)
- $S_1$ , $S_6$
- $S_4$ , $S_2$
- $S_4$ , $S_3$
- $S_2$ , $S_6$
- $S_3$ , $S_5$
- $S_1$ , $S_5$

(d)

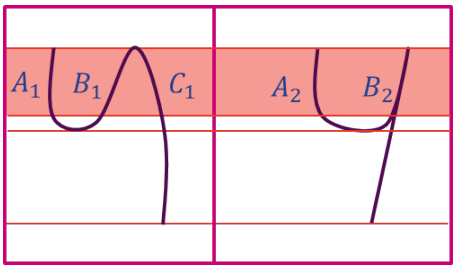
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | $A_2A_1$ | $A_2B_1$ | $A_2C_1$ | $B_2A_1$ | $B_2B_1$ | $B_2C_1$ |
| 1 | $A_2A_1$ | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 2 | $A_2B_1$ | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 3 | $A_2C_1$ | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 4 | $B_2A_1$ | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 5 | $B_2B_1$ | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 6 | $B_2C_1$ | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |

$m$, $m \times n$

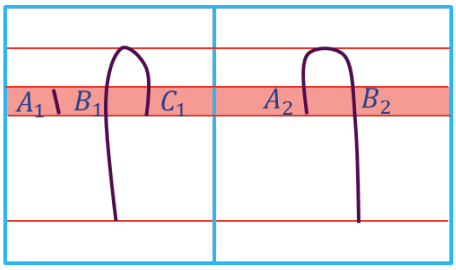
(e)

(2)
- $S_1$ , $S_2$ , $S_6$ | $S_1$ , $S_2$ , $S_3$
- $S_4$ , $S_2$ , $S_3$ | $S_4$ , $S_5$ , $S_6$
- $S_4$ , $S_3$ , $S_5$
- $S_2$ , $S_6$ , $S_4$
- $S_3$ , $S_5$ , $S_1$
- $S_1$ , $S_5$ , $S_6$

(f)




(g)




(h)

FIGURE 4.10 – Comparaison des versions (1) et (2) de l'algorithme dans le cas d'une bande épipolaire de caractéristique [3, 2]. (a) Ensemble des fragments 2D. (b) Ensemble des hypothèses de correspondance. (c) Matrice d'adjacence correspondant à la version (1) de l'algorithme. (d) Liste des cliques maximales pour la version (1). (e) Matrice d'adjacence correspondant à la version (2) de l'algorithme. (f) Liste des cliques maximales pour la version (2). Les cliques maximales pour lesquelles la condition $k_{\max} = |m - n| + 1$ n'est pas respectée sont surlignées en gris. (g) Exemple de deux projections d'une courbe 3D dont l'une comporte une superposition (bande rouge de caractéristique [3, 2]). (h) Exemple de deux projections d'une courbe 3D sans superpositions mais où le fragment $A_1$ est une fausse détection (bande rouge de caractéristique [3, 2]). Les bons appariements sont surlignés en violet pour le cas (g) et en bleu pour le cas (g). Dans le cas (g) il manque une hypothèse si la version (1) est utilisée. Dans le cas (g) il y a une hypothèse erronée en trop si la version (2) est utilisée.

#### 4.2.3.3 Pondération des arêtes du graphe

Chaque fragment 3D peut se parcourir dans deux sens. Afin de pouvoir tenir compte de l'orientation des fragments 3D, on produit deux versions d'un fragment 3D pour chaque sommet du graphe. Chacune de ces deux versions est dotée d'une extrémité entrante différente. Cela nous permet de représenter explicitement les 4 connexions possibles entre deux fragments dans le graphe comme l'illustre le schéma de la Figure 4.11. Cependant, au lieu de multiplier les sommets et les arêtes (orientées), nous avons choisi de ne pas modifier la topologie du graphe initial mais plutôt de représenter le poids de chaque arête reliant deux sommets $S_i$ et $S_j$ par un vecteur $\mathbf{w_{ij}}$ à 4 composantes.

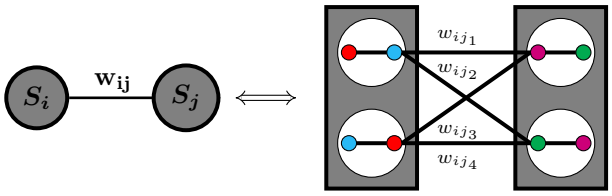



FIGURE 4.11 – Dans le graphe de correspondance, deux sommets $S_i$ et $S_j$ représentent chacun une hypothèse et sont connectés par une arête si les deux hypothèses sont compatibles (droite). Un fragment de courbe a deux orientations possibles ce qui donne lieu à 4 manières différentes de connecter deux fragments de courbe (gauche). Le vecteur $\mathbf{w_{ij}}$ contient les 4 coefficients de pondération associés à chacune des 4 connexions possibles entre deux fragments.

On considère la position et la direction de chacune des deux extrémités d'un fragment de courbe 3D pour mesurer la qualité de connexion entre deux fragments. On modélise alors la connexion entre deux fragments 3D $S_i$ et $S_j$ par un segment de droite qui relie deux extrémités comme le montre la Figure 4.12. Les vecteurs $\overrightarrow{v}_i$ et $\overrightarrow{v}_j$ correspondent aux vecteurs de direction estimés aux deux extrémités considérées. Les angles $\beta_i$ et $\beta_j$ sont définis tels que :

$$\beta_i = \arccos \frac{\overrightarrow{v}_i . \overrightarrow{u}_i}{||\overrightarrow{v}_i|| \times ||\overrightarrow{u}_i||} \in [0, \pi] \tag{4.1}$$

$$\beta_j = \arccos \frac{\overrightarrow{v}_j . \overrightarrow{u}_j}{||\overrightarrow{v}_j|| \times ||\overrightarrow{u}_j||} \in [0, \pi] \tag{4.2}$$

où $\overrightarrow{u}_i = -\overrightarrow{u}_j$ sont dirigés face à face sur le segment de droite reliant les deux extrémités.

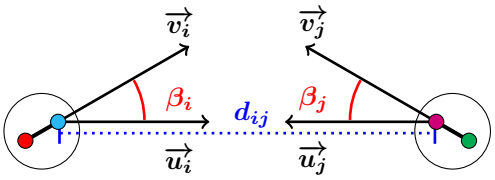



FIGURE 4.12 – Éléments de calcul du coût de connexion entre deux fragments 3D.

On note $d_{ij}$ est la distance entre ces extrémités. On calcule alors chaque composante $k$ du poids d'une arête comme une combinaison linéaire (voir Eq. 4.3) de deux fonctions $f$ (voir Eq. 4.4) et $g$ (voir Eq. 4.5) avec :

$$w_{ij_k} = \alpha f(d_{ij_k}) + (1-\alpha) g(\beta_{i_k}, \beta_{j_k}) \ , \ \alpha \in [0,1] \tag{4.3}$$

$$f(d) = 1 - \exp(\frac{-d^2}{2\sigma^2}) \ , \ \sigma \in \mathbb{R} \tag{4.4}$$

$$g(\beta_1, \beta_2) = \frac{1}{2}(1 - \cos(\max(\beta_1, \beta_2))) \tag{4.5}$$

La fonction $f$ de l'Eq. 4.4, normalisée entre 0 ($d = 0$, les fragments se touchent) et 1 (i.e. $d = \infty$) pénalise les discontinuités. Le paramètre $\sigma$ agit comme un seuil à partir duquel on considère qu'il y a discontinuité entre deux fragments. La valeur minimale pour $\sigma$ reste donc bornée par la résolution des images. Des discontinuités peuvent cependant avoir été introduites dans le support recherché soit par l'élimination des bandes de petites largeurs soit par la présence de trous dans la segmentation. Il est donc important de choisir une valeur de $\sigma$ suffisamment grande pour pouvoir tenir compte de ces phénomènes.

La fonction $g$ de l'Eq. 4.5, normalisée entre 0 ($\beta_1 = \beta_2 = 0$) et 1 ($\beta_1$ ou $\beta_2 = \pi$) pénalise les changements de direction et donc les fortes courbures. Un critère similaire est utilisé par [Dedieu and Favardin, 1994] pour résoudre le problème d'ordonnancement de points le long d'une courbe paramétrée. Un critère plus sophistiqué a été proposé dans [Li and Zucker, 2006] basé sur une approximation de Frenet de la courbe en un point 3D. Cette approximation est établie à partir des caractéristiques différentielles 2D ce qui suppose de pouvoir estimer le plan osculateur. Celui-ci ne peut cependant être déterminé de manière unique lorsque la tangente 3D est inscrite dans le plan épipolaire. Cela est problématique dans notre cas car le découpage épipolaire fait que certains des fragments de courbe obtenus ont une extrémité dont la tangente est presque confondue avec la ligne l'épipolaire passant par cette extrémité. Dans [Lee, 2000], une approximation quadratique est obtenue un projetant les points 3D d'un voisinage sur le plan de régression, ce qui suppose que la courbe 3D approximée admet localement un plan osculateur.

Afin d'être plus robuste aux différentes sources d'erreurs, la position 3D d'une extrémité est définie comme la position moyenne des points 3D pris sur un morceau du fragment de longueur constante contenant l'extrémité. Le vecteur 3D de direction est obtenu par régression linéaire sur ce même morceau. En pratique, nous avons fixé cette longueur à 2 voxels.

#### 4.2.3.4 Prise en compte de la longueur des fragments de courbe 3D

De la même manière que nous avons considéré précédemment le rejet d'une bande épipolaire lorsque celle-ci est composée d'une unique ligne épipolaire, nous considérons à présent également le rejet d'une bande épipolaire sur la base de la longueur des fragments de courbe 3D qu'elle génère. En effet, une bande épipolaire produisant des fragments de courbe 3D trop petits a une erreur de reconstruction plus forte et l'estimation de la position et de la direction y est potentiellement peu fiable (et donc le poids des arêtes). Le rejet de bandes épipolaires présente également l'avantage de réduire la combinatoire du problème en réduisant le nombre de sommets du graphe. Dans notre implémentation les bandes épipolaires produisant uniquement des fragments 3D d'une longueur inférieure de 2 voxels sont ainsi considérées comme des bandes vides. Nous verrons en Sec. 4.3 sur des simulations que cette longueur offre un bon compromis entre réduction de la combinatoire et l'erreur de reconstruction qu'elle engendre sur le support global reconstruit.

### 4.2.4 Recherche d'un support de la courbe 3D dans un graphe

Il s'agit à présent de chercher le meilleur support de la courbe 3D au sein du graphe $\mathcal{G}$. Nous procédons alors en trois étapes :

1. Pour chaque groupe ambigu d'indice $g$, on extrait tous les sous-ensembles d'hypothèses compatibles de taille maximale. Soit $\mathcal{A}_g$ le sous-graphe de $\mathcal{G}$ qui regroupe les fragments pouvant être reconstruits au niveau du groupe. Cela revient à chercher tous les sous-graphes complets [15] de cardinalité maximale dans $\mathcal{A}_g$. De tels sous-graphes sont des cliques maximales de $\mathcal{A}_g$. Nous verrons que cette recherche des cliques maximales peut être menée en parallèle au niveau de chacune des bandes épipolaires qui composent le groupe ambigu.

2. Pour chaque sous-ensemble extrait en 1., on ordonne et on oriente les hypothèses de manière à former le support d'une courbe 3D lisse. Cela revient à chercher le plus court chemin hamiltonien dans la clique maximale correspondante. Ce chemin visite tous les sommets de la clique maximale de sorte que la somme des poids sur les arêtes le long du chemin est minimale.

3. Pour chaque groupe ambigu, nous disposons d'un ensemble de courbes 3D candidates (i.e. une par clique maximale). Il s'agit alors de sélectionner pour chaque groupe ambigu, la courbe candidate qui forme une portion de la courbe 3D recherchée. Pour cela nous considérons la qualité de la connexion avec les fragments 3D issus des bandes épipolaires non-ambigües adjacentes au groupe ambigu.

Les étapes 1 et 2 sont effectuées en parallèle pour chaque groupe ambigu. L'étape 3 est globale au graphe.

#### 4.2.4.1 Extraction des sous-ensembles d'hypothèses compatibles

Lister toutes les cliques maximales d'un graphe est un problème standard de *backtracking* connu pour être NP-difficile. Il a été montré dans [Moon and Moser, 1965] qu'il existe au plus $3^{n/3}$ cliques maximales dans un graphe composé de $n$ sommets. Il existe de nombreux algorithmes pour résoudre ce problème et nous nous référons à [Bomze et al., 1999] pour une revue complète des différentes méthodes. Parmi tous les algorithmes proposés, celui de [Bron and Kerbosch, 1973] a été reconnu en pratique comme l'un des plus efficaces [Johnston, 1976] et reste très populaire de par sa simplicité d'implémentation. L'algorithme de Bron-Kerbosch s'appuie sur une méthode de résolution exacte de type séparation et évaluation (ou *Branch-and-Bound*) pour énumérer récursivement toutes les cliques maximales d'un graphe non-orienté. Un avantage important de cette méthode est qu'il n'y a besoin que de $\frac{1}{2}M(M+3)$ emplacements mémoire pour contenir toutes les listes d'entiers, $M$ étant la taille de la plus grande composante connexe dans le graphe. Plus récemment, une modification de l'algorithme de Bron-Kerbosch a été proposé dans [Eppstein and Strash, 2011] pour lister toutes les cliques maximales dans un graphe creux en temps quasi-optimal en montrant que ce problème peut être paramétré par la dégénérescence du graphe qui est une mesure de sa densité. Une revue accompagnée d'une étude extensive des performances d'un ensemble d'algorithmes exacts proposés depuis les années 1990 jusqu'à 2012 a été effectuée récemment dans [Prosser, 2012]. Pour notre application, nous avons utilisé la librairie `Cliquer 1.21` [Niskanen and Östergård, 2003] pour extraire toutes les cliques maximales du graphe. Cette librairie se base sur l'algorithme de [Östergård, 2002] qui est de type *Branch-and-Bound*.

En pratique, il n'est pas nécessaire d'appliquer l'algorithme de recherche de cliques maximales au groupe ambigu entier. En effet, un groupe peut être composé de plusieurs bandes épipolaires ambigües mais l'incompatibilité entre deux hypothèses ne peut avoir lieu qu'au sein d'une même bande épipolaire. Ainsi, nous appliquons dans un premier temps l'algorithme de recherche de cliques maximales indépendamment dans chaque sous-graphe regroupant les fragments 3D d'une bande épipolaire. On peut alors recomposer une clique maximale du graphe $\mathcal{A}_g$ en sélectionnant une clique maximale par bande du groupe. On retrouve ainsi la totalité des cliques maximales du graphe $\mathcal{A}_g$ en considérant toutes les combinaisons possibles. Dans la mesure où le cœur de la recherche des cliques maximales est limité à une bande épipolaire, la complexité associée à cette recherche reste limitée.

15. On rappelle que dans un graphe complet, tous les sommets sont adjacents.

**Remarque 2 :** À l'échelle d'une bande de caractéristique $[m, n]$ telle que $m \neq n$, toute clique maximale d'un graphe construit avec la version 1 de l'algorithme n'est qu'une clique (i.e. pas maximale) dans un graphe construit avec la version 2 de l'algorithme. On peut le constater sur l'exemple de la Figure 4.10 déjà présenté en Sec. 4.2.3.1 et 4.2.3.2. Ainsi, dès lors qu'il existe dans un groupe au moins une bande telle que $m \neq n$, les deux versions de l'algorithme produiront une solution différente : l'une avec superposition l'autre sans.

#### 4.2.4.2 Construction du support d'une courbe 3D lisse

Trouver le plus court chemin hamiltonien dans un graphe complet pondéré est un problème standard qui s'apparente au problème du voyageur de commerce. La difficulté du problème est que le voyageur cherche à minimiser la longueur totale du trajet parcouru. Dans un graphe complet où chaque sommet représente une ville et une arête reliant deux sommets est pondérée par la distance entre deux villes, le trajet de distance minimum permettant de visiter exactement une fois chaque ville est un circuit ou cycle hamiltonien du graphe. Dans un graphe complet non-orienté composé de $n$ sommets, il existe $\frac{(n-1)!}{2}$ circuits hamiltoniens. Parmi les méthodes exactes qui garantissent de trouver l'optimum on compte l'approche naïve qui consiste à énumérer tous les trajets possibles avec une complexité $O(n!)$. L'algorithme de Held-Karp [Held and Karp, 1962] permet de trouver l'optimum du problème du voyageur de commerce à l'aide d'une formulation par programmation dynamique dont la complexité est en $O(n^2 2^n)$.

Il existe également plusieurs algorithmes sous-optimaux qui ne garantissent pas de trouver l'optimum global mais qui en pratique s'avèrent efficaces. L'approche par plus proche voisin en est une. Elle consiste à partir d'un sommet puis d'avancer de manière incrémentale en choisissant comme prochain sommet celui qui, n'ayant pas encore été visité, lui est connecté avec l'arête de poids le plus faible. D'autres algorithmes d'approximation existent. Ceux-ci ont été revus et comparés dans [Rosenkrantz et al., 2009].

Le nombre de cliques maximales extraites au sein d'une bande est généralement peu élevé. Le nombre de cliques maximales associées au groupe ambigu entier peut être en revanche relativement élevé, tout comme le nombre de sommets qui les composent (ces aspects combinatoires sont détaillés en Sec. 4.9). Nous avons donc choisi d'adopter une stratégie de recherche approximative au plus proche voisin (PPV).

Il y a deux avantages à utiliser une telle approche. La première est bien sûr sa simplicité et sa rapidité. La deuxième est le résultat intéressant que fournit une telle implémentation lorsque la clique maximale qui contient le support de la courbe 3D recherchée contient également une ou plusieurs hypothèses erronées. Ces hypothèses sont en général reliées aux autres sommets par des arêtes de poids élevé. L'approche PPV aura ainsi tendance à reléguer la ou les hypothèses erronées en fin de chemin plutôt que de chercher à les intégrer au mieux dans le chemin comme chercherait à le faire une approche exacte. Un tel comportement pourrait alors être exploité dans une stratégie d'élagage des sommets du graphe.

Dans notre implémentation, nous considérons que chaque sommet de la clique maximale est un point de départ possible. Nous construisons donc autant de supports qu'il y a de sommets dans la clique maximale. Chacun des supports ainsi formés possède un score qui est la somme des poids sur les arêtes. Le poids des arêtes étant vectoriel, nous ne pouvons les comparer facilement. Nous avons donc adapté l'algorithme PPV de la manière suivante.

Lorsqu'on sélectionne un sommet initial, le fragment 3D qu'il représente n'est pas orienté. Parmi les arêtes reliées à ce sommet, on choisit celle ayant la composante de poids minimal (4 valeurs par arête). Cette arête désigne le sommet suivant et sa composante de poids minimal oriente à la fois le fragment initial et son suivant. Les fragments étant désormais orientés, la recherche de l'arête de composante de poids minimal ne prendra en compte que les deux composantes compatibles avec l'orientation du fragment courant. On considère ainsi récursivement deux valeurs de poids jusqu'à ce que tous les sommets de la clique maximale aient été visités.

On sélectionne alors dans chaque clique maximale le support de score minimal comme le support d'une courbe candidate pour le groupe ambigu.

#### 4.2.4.3 Reconstruction du support de la courbe 3D globale

Nous avons constitué pour chaque groupe ambigu un ensemble de supports candidats. Pour choisir un unique support par groupe ambigu, nous tenons compte des bandes épipolaires non-ambigües adjacentes. Pour cela, on commence par étendre chaque support candidat généré en le connectant de part et d'autre au fragment 3D issu de la bande épipolaire non-ambigüe adjacente si elle existe. Chaque support candidat peut se connecter par l'une ou l'autre de ses extrémités à l'un de ces fragments non-ambigu. Au contraire, l'extrémité par laquelle le fragment non-ambigu se connecte au support candidat considéré est imposée par le paramétrage épipolaire dans l'image. Il n'y a donc que deux manières possibles de connecter un support candidat à un ou deux fragments 3D non-ambigus adjacents. On donne ainsi un nouveau score à chaque support candidat en leur ajoutant le coût de connexion avec les autres fragments non-ambigus adjacents. Nous sélectionnons alors dans chaque groupe le support qui minimise ce nouveau score. Il en résulte ainsi un support de la courbe 3D globale.

### 4.2.5 Considérations combinatoires

Nous donnons ici un ordre de grandeur de l'impact que chaque hypothèse ou contrainte de notre algorithme a sur la combinatoire (i.e. le nombre de solutions possibles). Pour cela, nous partons d'une situation où tous les sommets sont rassemblés dans un graphe complet et appliquons successivement les contraintes.

#### 4.2.5.1 Combinatoire associée au problème non contraint

À partir d'un ensemble d'hypothèses $\mathcal{H}$, il est possible de former des supports de taille 1 jusqu'à des supports de taille $N_h = \text{card}(\mathcal{H})$. Chercher un support de taille $h$ avec $1 < h \leq N_h$ revient à chercher tous les arrangements possibles, soit un nombre $A^h_{N_h} = \frac{N_h!}{(N_h-h)!}$ d'arrangements. Chaque arrangement définit ainsi un ordre de parcours des fragments de courbe 3D. Chaque fragment ayant deux orientations possibles, on peut alors former $2^h$ supports à partir d'un arrangement de $h$ hypothèses. En retirant les versions symétriques d'un support (parcourir une courbe dans un sens ou dans l'autre est équivalent) et en autorisant toutes les tailles de support allant de 1 jusqu'à $N_h$, on peut alors former un nombre total $N_S$ de supports :

$$N_S = \sum_{h=1}^{N_h} A^h_{N_h} \times 2^{h-1} \tag{4.6}$$

Le nombre de supports qu'il est possible de former peut donc très rapidement devenir élevé en fonction du nombre d'hypothèses. Rien que pour l'exemple d'une configuration très classique de la Figure 4.5, 15 hypothèses [16] ont pu être générées ce qui représente un nombre total de supports qui est de l'ordre de $N_S \sim 10^{16}$. La plupart des supports ainsi listés sont néanmoins des supports très improbables tels que ceux de petite taille et ceux de très grande taille. En effet sur l'exemple le support recherché est seulement de taille 7 ce qui est presque moitié moins que le nombre d'hypothèses total. Néanmoins même pour un support de taille 7 la combinatoire reste très élevée avec un nombre de supports possibles de taille $N_S = A^7_{15} \times 2^6 \sim 10^9$.

#### 4.2.5.2 Impact des hypothèses fiables sur la combinatoire

Les hypothèses fiables permettent de séparer l'ensemble des hypothèses restantes en $N_G$ sous-ensembles correspondant chacun à un groupe ambigu. Le nombre de support total correspond alors au produit du nombre de supports pouvant être formés dans chaque groupe ambigu.

16. On forme $m \times n$ hypothèses par bande. En sommant sur toutes les bandes on a donc $15 = 1 + (3 \times 3) + 1 + (2 \times 2)$ hypothèses au total

$$N_S = \prod_{g=1}^{N_G} \sum_{h=1}^{N_h^{(g)}} A_{N_h^{(g)}}^h \times 2^{h-1} \tag{4.7}$$

où $N_h^{(g)}$ correspond à la taille du groupe ambigu d'indice $g$.

Sur l'exemple de la Figure 4.5, il y a deux portions de courbe non-ambigües (les portions jaunes) et deux portions de courbe ambigües qui s'étendent chacune sur une seule bande épipolaire. Il y a $N_h^{(1)} = 9$ dans le premier groupe ambigu et $N_h^{(2)} = 4$ dans le deuxième groupe. On peut donc former ici $N_S^{(1)} \sim 10^8$ supports pour le premier groupe et $N_S^{(2)} = 316$ pour le deuxième groupe, donnant lieu à un total de $N_S \sim 5.10^{10}$ supports possibles. Avec cette contrainte, on a réduit la combinatoire d'un facteur $10^6$ par rapport au problème non contraint.

#### 4.2.5.3 Impact de la contrainte d'unicité sur la combinatoire

Pour trouver tous les sous-ensembles d'hypothèses qui couvrent au mieux la segmentation globale, il suffit de combiner les sous-ensembles d'hypothèses issus de chacune des $B$ bandes épipolaires de caractéristique $[m_b, n_b]$ et qui vérifient la contrainte d'unicité et la contrainte de longueur maximum. On peut alors former un total de $N_B$ sous-ensembles contenant chacun $N_h$ hypothèses.

$$\begin{cases} N_S &= N_B \times N_h! \times 2^{N_h - 1} \\ N_B &= \prod_{b=1}^{N_b} \frac{\max(m_b, n_b)!}{|m_b - n_b|!} \\ N_h &= \sum_{b=1}^{B} \min(m_b, n_b) \end{cases} \tag{4.8}$$

Dans le cas de l'exemple de la Figure 4.1, il existe seulement $N_B = 3! \times 2! = 12$ sous-ensembles d'hypothèses qui vérifient la contrainte d'unicité et la contrainte de longueur maximum. Ces 12 sous-ensembles permettent chacun de former un nombre de supports de taille $N_h = 7$ ce qui donne lieu à un nombre de supports admissibles de l'ordre de $N_S \sim 3.10^6$. La contrainte d'unicité couplée à la contrainte de taille maximum a permis sur ce cas de diminuer le nombre de supports possibles d'un facteur $10^{10}$ par rapport au problème non contraint.

#### 4.2.5.4 Combinatoire du problème contraint

En combinant les deux contraintes on obtient :

$$\begin{cases} N_S &= \prod_{g=1}^{N_G} N_B^{(g)} \times N_h^{(g)}! \times 2^{N_h^{(g)} - 1} \\ N_B^{(g)} &= \prod_{b=1}^{N_b} \frac{\max(m_b, n_b)!}{|m_b - n_b|!} \\ N_h^{(g)} &= \sum_{b=1}^{B} \min(m_b, n_b) \end{cases} \tag{4.9}$$

Sur l'exemple de la Figure 4.1, on peut former respectivement $N_B^{(1)} = 6$ et $N_B^{(1)} = 2$ sous-ensembles d'hypothèses compatibles dans chacun des deux groupes ambigus. Ces sous-ensembles sont respectivement de taille $N_h^{(1)} = 3$ et $N_h^{(2)} = 2$. Par conséquent on peut former respectivement $N_S^{(1)} = 6 \times 3! \times 2^2 = 144$ et $N_S^{(2)} = 2 \times 2! \times 2^1 = 16$ supports admissibles dans chacun des deux groupes ambigus. Cela représente un nombre de supports globaux admissibles égal à $N_S = N_S^{(1)} \times N_S^{(2)} = 2306$. En pratique l'évaluation des courbes candidates peut se faire sur chacun des groupes ambigus indépendamment. Il n'y a donc en réalité que $144 + 16 = 160$ supports à évaluer.

## 4.3 Evaluation

Nous évaluons quantitativement les performances de notre méthode à partir d'images simulées et d'images rayons-X cliniques. Ces dernières proviennent à la fois d'acquisitions effectuées à l'aide d'un fantôme vasculaire cérébral et d'acquisitions effectuées au cours d'une intervention de neuroradiologie interventionnelle. Les simulations nous permettent de montrer la capacité de notre algorithme à reconstruire des courbes 3D complexes. Les données fantôme montrent la capacité de notre algorithme à reconstruire des courbes 3D en présence de bruit réaliste dans les images. Enfin, les données cliniques nous permettent d'évaluer notre méthode dans les conditions d'une intervention. Nous commençons par décrire nos jeux de données (Sec. 4.3.1) et puis présentons les critères d'évaluation utilisés sur chacun de ces jeux de données (Sec. 4.3.2)

### 4.3.1 Descriptions des jeux de données et vérité terrain

**Les données simulées** Afin de simuler une grande base de données composée de courbes 3D complexes, nous avons utilisé des reconstructions cone-beam CT (CBCT) d'arbres artériels cérébraux injectés provenant de deux patients souffrant d'une malformation artério-veineuse (MAV) (voir Figure 4.13). Pour chaque patient nous avons identifié les artères menant à la MAV dans lesquelles le neuroradiologue doit naviguer son micro-guide pour effectuer le traitement. Ces artères ont en général la particularité d'être très tortueuses. Six chemins différents ont ainsi été identifiés pour chacun des deux patients et les lignes centrales associées ont été extraites chacune sous la forme d'une courbe 3D lisse B-spline. On peut voir sur les figures 4.13(a) et 4.13(b) les douze courbes B-splines ainsi extraites.

En neuroradiologie interventionnelle, la partie radio-opaque d'un micro-guide mesure entre 2 cm et 20 cm. Comme le montre l'exemple de la Figure 4.14, des conformations de courbes 3D tortueuses peuvent être obtenues dès 2 cm. Ainsi, chaque courbe 3D a été échantillonnée tous les millimètres sur une longueur constante de 2 cm donnant lieu à un jeu de données composé de 2289 courbes 3D tous chemins et patients confondus. Chaque courbe 3D ainsi échantillonnée a été projetée sur deux plans image à l'aide de deux matrices de projection calibrées sur un système biplan en positions orthogonales. Ces projections ne comportent donc pas d'erreur de segmentation.

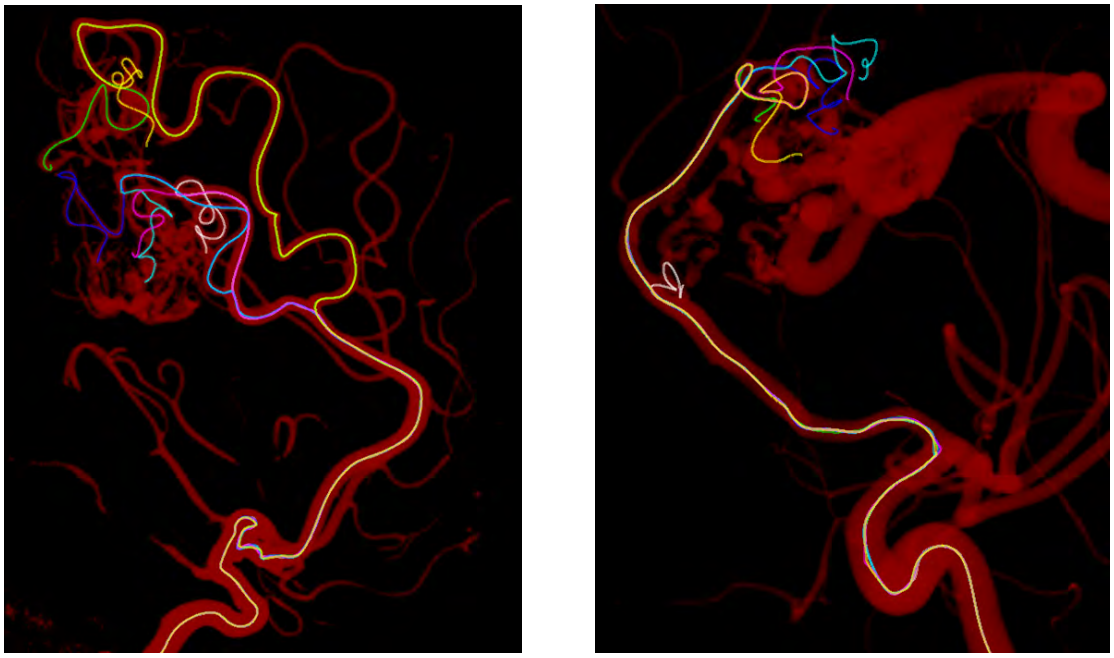
Environ 60% des 2289 courbes 3D simulées génèrent au moins une bande ambigüe en projection. Seules ces courbes ont été considérées pour évaluer la capacité de notre méthode à reconstruire le bon support dans les configurations ambigües, les cas intégralement non-ambigus étant triviaux. Bien qu'impliquant un pourcentage de cas ambigus plus élevé, augmenter la longueur de la courbe 3D échantillonnée fait également augmenter la probabilité d'avoir des hypothèses fiables (non-ambigües) ainsi que leur longueur ce qui au final favorise notre algorithme.

**Les données fantôme** Le fantôme vasculaire cérébral utilisé ici est le même que celui présenté dans le chapitre 2. Nous avons utilisé un fantôme vasculaire cérébral (Elastrat, Geneva) imagé sur un système vasculaire Innova biplan 3131IQ (GE Healthcare). Un micro-guide avec une extrémité distale légèrement courbée et de longueur radio-opaque 2 cm a été inséré dans le fantôme à l'aide d'un cathéter porteur.

Le micro-guide a été imagé en quatre positions distinctes avec le système biplan en mode fluoroscopie. On dispose alors pour chacune de ces quatre positions d'une séquence biplan composée d'une trentaine de paire d'images où le micro-guide est statique (2 secondes d'acquisition à une cadence d'acquisition de 15 images par secondes). Pour chaque paire d'images on effectue une segmentation du micro-guide suivie d'une reconstruction 3D. Pour chaque position statique, nous établissons une vérité terrain 3D du micro-guide à partir d'une acquisition CBCT non-injectée (voir Figure 4.15). La vérité terrain est le résultat d'une extraction de la ligne centrale de la partie radio-opaque du micro-guide dans le volume CBCT.

L'objectif de cette expérience est d'évaluer l'impact du bruit dans les images sur la reconstruction du micro-guide.

**Les données cliniques** Notre base de données est composée de 7 séquences d'acquisition biplan d'un micro-guide en mouvement pour 4 patients différents donnant lieu à un total de 272 reconstructions. Ces



(a) (b)

FIGURE 4.13 – Les six chemins menant à la MAV du patient 1 (a) et du patient 2 (b) sont représentés chacun par une courbe 3D B-spline d'une couleur différentes. Ces courbes 3D sont superposées à l'arbre artériel associé représenté en rouge sur l'image.

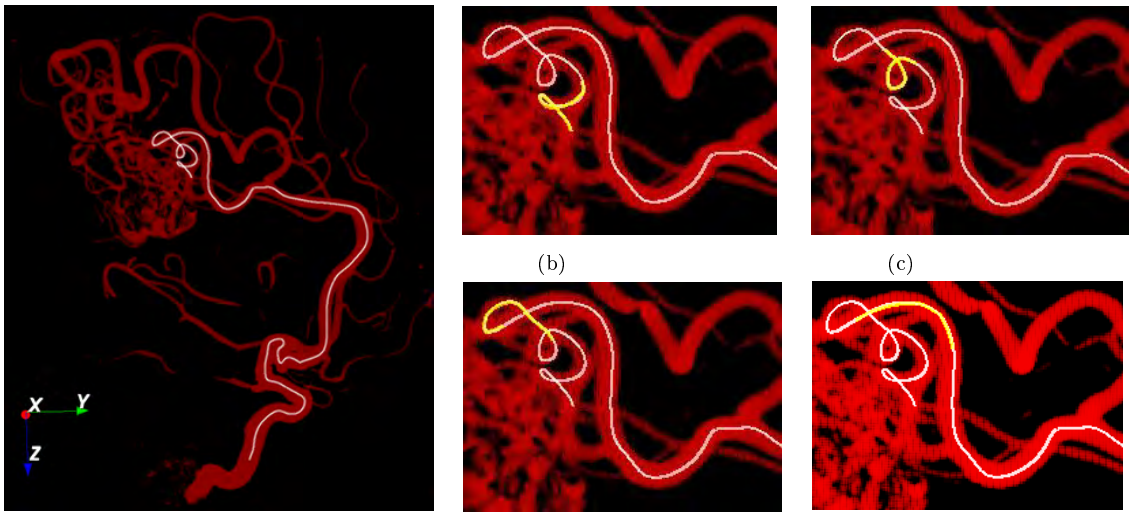
patients correspondent aux patients No 1, 2, 3 et 4 déjà présentés dans le chapitre sur la segmentation et pour lesquels nous disposons des matrices de projection frontales et latérales calibrées. Nous n'avons en revanche pas été en mesure de calibrer correctement les matrices de projection associées aux patients No 5 et 6. Ces données n'ont donc pas pu être utilisées pour évaluer notre algorithme de reconstruction. Aucune vérité terrain 3D n'est disponible sur les cas cliniques. Nous nous servons de la même vérité terrain 2D déjà utilisée pour la segmentation pour évaluer ici la reconstruction en reprojection dans les incidences disponibles.

### 4.3.2 Les critères d'évaluation

**La complexité** La complexité de notre algorithme est directement liée au nombre de cliques maximales explorées. Pour cela nous considérons le nombre total $N_B^{(g)}$ (voir l'Eq. 4.9) de cliques maximales qui sont explorées pour construire les supports candidats au sein de chaque groupe ambigu indexé par $g$. Ainsi nous évaluons la complexité comme étant la somme des $N_B^{(g)}$ sur tous les groupes ambigus. Comme ces calculs peuvent être menés en parallèle, le nombre maximum des $N_B^{(g)}$ est aussi un bon indicateur de la complexité.

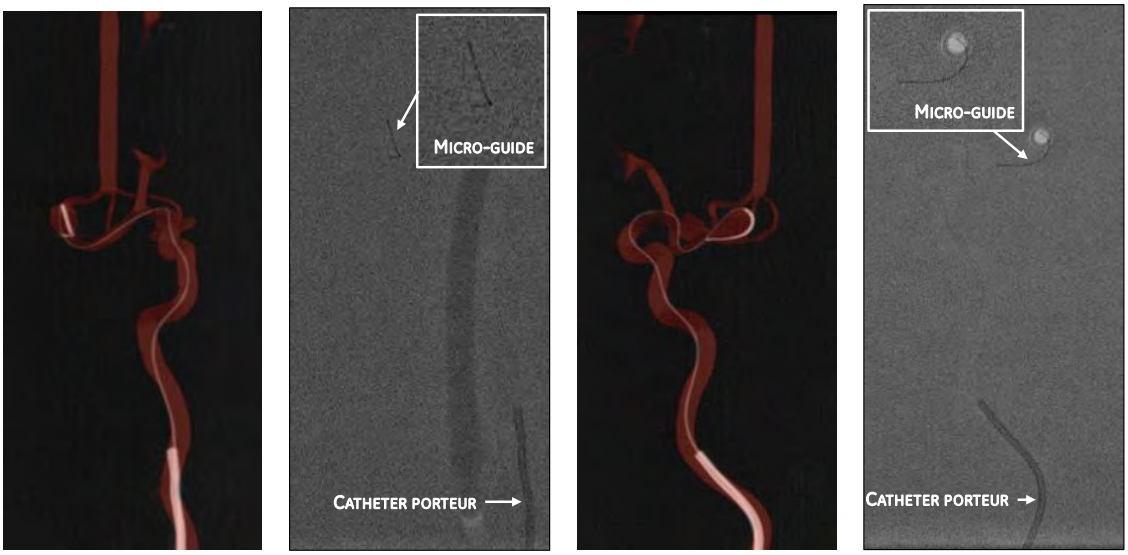
**Erreur 3D** Pour chaque support de courbe reconstruit, nous avons évalué l'erreur par rapport à une courbe 3D vérité terrain (cas simulés et fantôme), en considérant les quatre critères suivants :

1. Une caractérisation d'un support correct. On considère que le support reconstruit est correct si chaque fragment F de courbe 3D qui compose le support est à une distance moyenne $D_{\mathrm{F}\to\mathrm{VT}}$ à la vérité terrain 3D inférieure à 1 mm et si l'ordonnancement de ces fragments est cohérent avec le paramétrage de la vérité terrain. Pour cela on vérifie que le sens de chaque fragment 3D du support induit toujours le même sens de parcours de la courbe 3D vérité terrain.




(a) (b) (c) (d) (e)

FIGURE 4.14 – (a) Chemin menant à une MAV représenté par une courbe B-spline 3D. (b),(c),(d),(e) Exemples d'échantillonnage d'une courbe 3D de 2 cm (jaune) le long d'une courbe B-spline 3D (blanc).




(a) (b) (c) (d)

FIGURE 4.15 – Fantôme vasculaire cérébral (a) (c) Reconstruction CBCT du fantôme injecté fusionnée avec la reconstruction CBCT du micro-guide en vues frontale et latérale. (b) (c) Images fluoroscopiques (non-injectées) frontale et latérale correspondant aux deux vues 3D.

2. La distance moyenne $D_{\text{support}\to\text{VT}}$ des fragments de courbe 3D qui composent le support reconstruit à la vérité terrain 3D (moyenne sur tous les points 3D qui composent les fragments).

3. La distance moyenne $D_{\text{B-spline}\to\text{VT}}$ d'une approximation B-spline du support à la vérité terrain 3D. Ce critère permet de s'assurer que le support reconstruit suffit à retrouver la courbe par simple interpolation.

4. La distance $D_{\text{tip}\to\text{VT}}$ de chacune des deux extrémités du support aux extrémités correspondantes sur la courbe 3D vérité terrain.

**Erreur 2D** Lorsqu'aucune courbe 3D de référence n'est disponible (i.e. cas des données cliniques) nous avons utilisé la vérité terrain 2D pour effectuer l'évaluation. Pour cela, nous avons adapté en 2D le critère d'erreur (3) en considérant les reprojections de l'approximation B-spline dans les deux incidences de projection disponibles.

Afin d'évaluer la capacité de notre algorithme de reconstruction à rejeter les faux positifs, nous avons identifié après chaque reconstruction l'ensemble $\mathcal{F}$ des fragments de courbe 2D ayant été utilisés pour reconstruire le support de la courbe 3D dans chacune des deux projections. Nous avons ensuite comparé la distance moyenne $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$ de la segmentation à la vérité terrain à la distance moyenne $D_{\mathcal{F}\to\mathrm{VT}}$ (idem 2.) afin d'exprimer une tendance au rejet des faux positifs à la reconstruction. En effet, on s'attend à ce que $D_{\mathcal{F}\to\mathrm{VT}} < D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$ lorsque notre méthode exclut correctement les faux positifs.

Notre algorithme inclut nécessairement tout fragment 3D issu d'une bande non-ambigüe dans la reconstruction. Nous avons donc également évalué le pourcentage de cas où une bande non-ambigüe a effectivement généré un fragment fiable, c'est-à-dire à partir de deux vrais positifs dans la segmentation. Pour cela, on considère que si l'un des deux fragments dans une vue est situé en moyenne à une distance de la vérité terrain qui est supérieure à 5 pixels alors le fragment 3D qui en résulte est erroné car basé sur un faux positif.

Nous montrerons les résultats relatifs à la complexité et aux critères de distance au format moyenne$_{95}\pm$ écart-type$_{95}$ [max$_{95}$, max], où les valeurs indexées par 95 ont été calculées sur les 95% meilleurs résultats de la base de données considérée. En effet, lorsque le support sélectionné par notre algorithme est erroné, celui-ci peut être aberrant (i.e. très différent du support recherché) donnant ainsi lieu à des erreurs 3D très grandes qui perturbent les calculs de moyennes et écarts-types. Ainsi, notre approche de recherche du support optimal n'étant qu'approximative, l'approche PPV peut donner lieu à des résultats aberrants. Également, des erreurs élevées apparaissent dès lors qu'un fragment non-ambigu erroné est reconstruit. Enfin, bien que cela soit assez rare, certaines configurations peuvent également avoir une complexité élevée.

### 4.3.3 Les paramètres

Les paramètres libres de notre algorithme sont les paramètres $\alpha$ (voir l'Eq. 4.3) et $\sigma$ (voir l'Eq. 4.4), relatifs à la fonction d'évaluation d'une connexion entre deux fragments de courbe 3D. Nous avons fixé expérimentalement $\sigma = 6$ voxels à partir des données simulées. Nous avons choisi $\alpha = 0.5$ pour ne pas favoriser a-priori le critère de direction ou le critère de distance. Nous fixons la longueur $l_e$ sur laquelle les caractéristiques géométriques sont estimées aux extrémités d'un fragment de courbe 3D à $l_e = 2$ voxels. Nous fixons le paramètre $\epsilon$ relatif au calcul de l'intersection d'une ligne épipolaire avec la segmentation à $\epsilon = 1$ (Figure 4.4).

Nous avons étudié sur les données simulées l'impact que peuvent avoir chacun des éléments suivants sur le résultat et/ou la complexité :

1. Version de l'algorithme utilisée :

   La contrainte d'unicité (version 1) a une complexité inférieure à sa version relâchée (version 2) où les superpositions en projection sont admises. Nous cherchons donc ici à évaluer le bénéfice d'admettre ou non ces superpositions en comparant les résultats avec les deux versions de l'algorithme.

2. Critères de rejet d'une bande épipolaire :

   - Épaisseur $E_b$ d'une bande épipolaire. Comme nous ne considérons qu'une position par plage de pixels, on doit avoir au minimum $E_b = 2$ pixels pour être en mesure d'estimer une orientation 3D. On cherche ici à évaluer le bénéfice de choisir $E_b > 2$ pixels sachant que plus la bande

est épaisse plus il y a de points qui peuvent être utilisés pour estimer l'orientation de manière robuste, mais également que les trous générés dans le support augmentent en taille. Les valeurs $E_b = 2$ et $E_b = 3$ pixels seront testées.

- Longueur $l_F$ d'un fragment 3D. Les bandes épipolaires générant des hypothèses qui sont toutes de longueur 3D inférieures à $l_F$ ne sont pas considérées pour la reconstruction. Les valeurs $l_F = 2$, $l_F = 5$ et $l_F = 7$ voxels seront testées. La taille voxel est la même que celle d'un volume CBCT injecté.

L'objectif est de savoir si ces critères de rejet entraînent une dégradation significative du résultat final ou non par rapport à la réduction de la combinatoire qu'ils permettent.

3. Impact du critère de continuité des directions :

Nous considérons le cas où $\alpha = 0.5$ et le cas où $\alpha = 0$ (i.e. pas de critère de continuité des directions) pour évaluer l'impact du critère de continuité des directions sur le support optimal.

## 4.4 Résultats

### 4.4.1 Résultats sur les données simulées

Le Tableau 4.1 montre l'influence des paramètres $E_b$ et $\alpha$ pour les versions 1 et 2 de l'algorithme. Les trois colonnes de droite correspondent chacune à un paramétrage [$\alpha$, $E_b$] différent.

Nous donnons également des résultats pour ces trois paramétrages sous la forme d'histogrammes cumulés (Figure 4.16 et Figure 4.17). Dans la représentation graphique de ces histogrammes, une couleur désigne un paramétrage particulier et une courbe en trait plein (resp. traits pointillés) correspond à un résultat obtenu avec la version 1 (resp. version 2) de l'algorithme. Le graphique de la Figure 4.16 montre l'histogramme cumulé de l'erreur 3D associée à un fragment de courbe 3D sélectionné, tous cas ambigus confondus. Le graphique de la Figure 4.17 montre l'histogramme cumulé de l'erreur 3D associée à une approximation B-spline d'un support 3D, tous cas ambigus confondus.

Nous donnons également des résultats sur la complexité sous la forme d'histogrammes cumulés (Figure 4.18).

**Impact du paramètre $E_b$ :** Sur le Tableau 4.1, on compare la colonne 2 ($E_b = 3$) avec la colonne 1 ($E_b = 2$) et sur les figures 4.16, 4.17 et 4.18 on compare la courbe bleu foncé ($E_b = 3$) avec la courbe rouge ($E_b = 2$).

Choisir une épaisseur de bande épipolaire $E_b = 3$ plutôt que $E_b = 2$ permet pour la version 1 de diviser presque par trois le nombre moyen de cliques maximales tout en obtenant un pourcentage de supports corrects plus élevé en passant de 95.5 % à 97.1%. On observe néanmoins que la version 2 ne permet pas d'améliorer le pourcentage de supports corrects par rapport à la version 1.

Sur la Figure 4.17 la courbe associée à $E_b = 3$ se situe au-dessus des trois autres courbes et donne donc les meilleurs résultats en terme d'erreur sur l'approximation B-spline 3D d'un support.

L'extrémité pouvant appartenir à une petite bande et donc ne pas être reconstruite, on observe sans surprise une légère augmentation (0.06 mm pour la version 1 et 0.05 mm pour la version 2) de l'erreur moyenne à l'extrémité avec $E_b = 3$.

Le retrait des petites bandes permet d'éliminer la plupart des points singuliers au niveau desquels l'estimation des caractéristiques géométriques 3D de position et d'orientation est moins précise (e.g point de rebroussement, fragments 3D tangents au plan épipolaire) et qui peut parfois être à l'origine de l'échec d'une reconstruction, d'où les meilleurs résultats observés avec $E_b = 3$.

**Impact du critère de continuité des directions :** Sur le Tableau 4.1, on compare la colonne 3 ($\alpha = 1.0$) avec la colonne 1 ($\alpha = 0.5$) et sur les figures 4.16 et 4.17, on compare la courbe bleu turquoise ($\alpha = 1.0$) avec la courbe rouge ($\alpha = 0.5$).

On constate sans surprise que les résultats sont globalement moins bons lorsque seul un critère de proximité est utilisé ($\alpha = 0$). La dégradation causée par l'absence du critère de direction reste cependant assez limitée avec une perte d'environ 2% de supports corrects reconstruits pour chacune des deux versions de l'algorithme.

L'impact limité du critère de continuité des directions est en partie lié au fait que nous avons choisi de générer des supports qui minimisent le nombre de superpositions en projection. En effet, la plupart des configurations où deux fragments 3D se connectent bien vis-à-vis d'un critère de distance et mal vis-à-vis du critère de continuité des directions correspondent à des fragments 3D qui se superposent en projection. Ainsi une telle configuration n'apparaît que rarement au sein d'un support généré (revoir l'exemple des figures 4.6 et 4.7).

Dans certains cas particuliers, il peut exister deux courbes candidates ayant un score presque identique et pour lesquelles le critère de direction n'est pas discriminant. L'exemple de la Figure 4.19 montre un tel cas. On peut remarquer que cette configuration survient car il n'existe pas de fragment non-ambigu sur lequel s'appuyer pour différencier les deux courbes candidates.

**Synthèse sur les paramètres $E_b$ et $\alpha$** Le meilleur paramétrage parmi les trois testés correspond ici à $E_b = 3$ et $\alpha = 0.5$, associé avec la version 1 de l'algorithme.

Jouer sur l'épaisseur minimale d'une bande épipolaire ($E_b$) est un moyen d'exclure des fragments 3D à la reconstruction imprécise et notamment les petits fragments. Nous avons aussi l'option d'exclure les bandes épipolaire qui génèrent des fragments tous de longueur 3D inférieure à $l_F$. Nous évaluons ici l'impact de ce seuil, en comparant un paramétrage où $E_b = 3$ à un paramétrage où $E_b = 2$ mais $l_F = 2$ voxels. Dans les deux cas on conserve $\alpha = 0.5$.

Ces cas correspondent respectivement à la colonne 2 du Tableau 4.1 (courbe bleu foncé Figure 4.16, Figure 4.17 et Figure 4.18) et à la colonne 1 du Tableau 4.2 (courbe fuschia Figure 4.18).

**Impact du paramètre $l_F$ :** Le Tableau 4.2 récapitule les résultats obtenus avec les versions 1 et 2 de l'algorithme pour des valeurs de $l_F = 2$, 5 et 7 voxels.

En choisissant $l_F = 2$ voxels, on obtient, comparativement à notre référence $E_b = 3$, un nombre de cas ambigus similaire (1197 contre 1192) avec un pourcentage de supports corrects légèrement plus élevé (97.5% contre 97.1%). Mais surtout, utiliser $l_F = 2$ a permis de réduire la complexité des cas les plus complexes : le nombre de cliques maximales est passé d'environ 497000 ($E_b = 3$) à environ 82000 ($l_F = 2$). La complexité moyenne est en revanche similaire.

Sans surprise, le nombre de cas initialement ambigus (1227) diminue à mesure que $l_F$ augmente. Au delà de $l_F = 2$ voxels, le pourcentage de supports correctement identifiés baisse légèrement pour atteindre 96.1 % avec $l_F = 7$ voxels. En revanche, la réduction de la complexité devient majeure : le cas le plus complexe requiert d'explorer seulement 49 cliques.

On préfère le paramétrage $l_F = 2$ et $E_b = 2$ à $E_b = 3$ car il permet d'obtenir à la fois un pourcentage de support corrects plus élevé et une complexité fortement réduite.

L'application visée devant être temps réel, il est important de limiter la complexité associée à un cas de reconstruction. Celle-ci étant a-priori calculable à partir de la caractéristique $[m, n]$ d'une bande, il est alors tout à fait envisageable d'augmenter la valeur de $l_F$ pour faire baisser la complexité lorsque celle-ci est trop élevée. Nous avons vu en effet qu'avec $l_F = 5$ et $l_F = 7$ les performances de l'algorithme de reconstruction restent finalement relativement peu dégradées.

Quel que soit le critère de retrait d'une bande, l'extrémité du micro guide peut toujours se situer dans une des bandes rejetées. La précision à l'extrémité est d'autant moins bonne que la longueur du fragments 3D retiré est grande.

**Impact de la version de l'algorithme :** Quel que soit le paramétrage, on peut observer que les performances de la version 1 de l'algorithme restent aussi bonnes voire légèrement meilleures que la

version 2. Pour un paramétrage donné, l'écart relatif de pourcentage de supports corrects entre les deux versions ne dépasse en effet pas les 1%.

La version 2 de l'algorithme est applicable[17] dans au plus environ 15% des cas (colonne 1 du Tableau 4.2). Si on ne considère que les cas où la version 2 est applicable, les deux versions donnent toutes deux un résultat correct dans près de 90% des cas (ligne V1 correct et V2 correct du tableau) et un résultat incorrect dans 2% des cas (ligne V1 incorrect et V2 incorrect du tableau). Lorsque les versions donnent un résultat différent, on constate que c'est plus souvent le support produit par la version 1 de l'algorithme qui est correct (5%) que celui produit par la version 2 (3.4%).

L'exemple de la Figure 4.20 montre une configuration pour laquelle la version 2 de l'algorithme permet de reconstruire un support correct tandis que la version 1 produit un support incorrect. A l'inverse l'exemple de la Figure 4.21 montre une configuration pour laquelle la version 1 de l'algorithme permet de reconstruire un support correct tandis que la version 2 produit un support incorrect. Dans le premier cas, la version 2 de l'algorithme permet de gérer la présence de deux points de rebroussement dans la projection latérale (Figure 4.20(b), bande bleu foncé et bande fuschia). Dans le deuxième cas, la superposition en projection se traduit par un croisement de la courbe dans la projection latérale qui s'étend sur plusieurs lignes épipolaires du fait de la résolution limitée de l'image (Figure 4.21(b), bande bleu turquoise). Dans cette configuration, la reconstruction de la courbe avec la version 2 est un échec tandis que la reconstruction avec la version 1 où la superposition est ignorée est un succès.

17. On rappelle que la version 2 est applicable dès qu'il existe une bande ambigüe de caractéristique $m \neq n$.

| **Colonne n°** | | 1 | 2 | 3 |
|---|---|---|---|---|
| **Paramétrage** | $\alpha$ | 0.5 | 0.5 | 0 |
| | $E_b$ | 2 | 3 | 2 |
| **Ambiguïté** (# cas ambigus) | | 1227 | 1192 | 1227 |
| **Version 1** | | | | |
| **Complexité** (# cliques maximales) | | 46.1 ± 162.7 [1153 , 995328] | 16.8 ± 43.9 [433 , 497664] | 46.1 ± 162.7 [1153 , 995328] |
| **Supports corrects (%)** | $D_{\text{F}\to\text{VT}} < 1.0$ mm | 95.5 | 97.1 | 93.7 |
| **Erreurs 3D** (mm) | $D_{\text{support}\to\text{VT}}$ | 0.017 ± 0.005 [0.06 , 3.437] | 0.017 ± 0.005 [0.057 , 3.437] | 0.021 ± 0.018 [0.151 , 1.283] |
| | $D_{\text{B-spline}\to\text{VT}}$ | 0.145 ± 0.033 [0.292 , 2.826] | 0.144 ± 0.032 [0.258 , 2.826] | 0.149 ± 0.041 [0.358 , 2.371] |
| | $D_{\text{tip}\to\text{VT}}$ | 0.129 ± 0.255 [1.829 , 8.296] | 0.191 ± 0.425 [2.684 , 9.102] | 0.132 ± 0.266 [1.936 , 8.296] |
| **Version 2** | | | | |
| **Supports corrects (%)** | $D_{\text{F}\to\text{VT}} < 1.0$ mm | 95.4 | 96.7 | 93.3 |
| **Erreurs 3D** (mm) | $D_{\text{support}\to\text{VT}}$ | 0.019 ± 0.013 [0.132 , 1.216] | 0.019 ± 0.011 [0.098 , 1.216] | 0.023 ± 0.02 [0.147 , 1.469] |
| | $D_{\text{B-spline}\to\text{VT}}$ | 0.145 ± 0.034 [0.309 , 2.461] | 0.145 ± 0.033 [0.266 , 2.461] | 0.148 ± 0.037 [0.308 , 2.371] |
| | $D_{\text{tip}\to\text{VT}}$ | 0.11 ± 0.194 [1.363 , 8.296] | 0.162 ± 0.336 [2.19 , 6.253] | 0.112 ± 0.197 [1.398 , 8.296] |
| **Version 1 versus Version 2** | | | | |
| **Cas Version 2 applicable** % (# cas) | | 14.3 (176) | 14.8 (176) | 14.3 (176) |
| Supports : V1 incorrect et V2 correct (%) | | 1.7 (3) | 3.4 (6) | 1.1 (2) |
| Supports : V1 correct et V2 incorrect (%) | | 2.8 (5) | 6.3 (11) | 4.0 (7) |
| Supports : V1 incorrect et V2 incorrect (%) | | 2.8 (5) | 3.4 (6) | 6.3 (11) |
| Supports : V1 correct et V2 correct (%) | | 92.6 (163) | 86.9 (153) | 88.6 (156) |

TABLE 4.1 – Impact des différents paramètres de l'algorithme sur le résultat de la reconstruction dans le cas des données simulées avec les versions 1 et 2. Les résultats sont estimés à partir des 95% meilleures reconstructions et sont donnés sous la forme moyenne$_{95}$ ± écart-type$_{95}$ [max$_{95}$, max] où le max est mesuré sur la base de données complète.

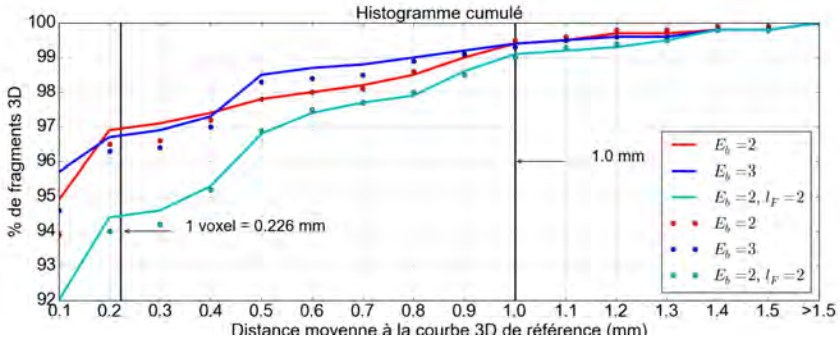



FIGURE 4.16 – Histogramme cumulé de la distance moyenne des fragments de courbe 3D sélectionnés en tant que support (tout cas confondus) à leur courbe 3D de référence respectives. Les résultats obtenus avec la version 1 de l'algorithme sont en trait plein et ceux obtenus avec la version 2 sont tracés en pointillés.

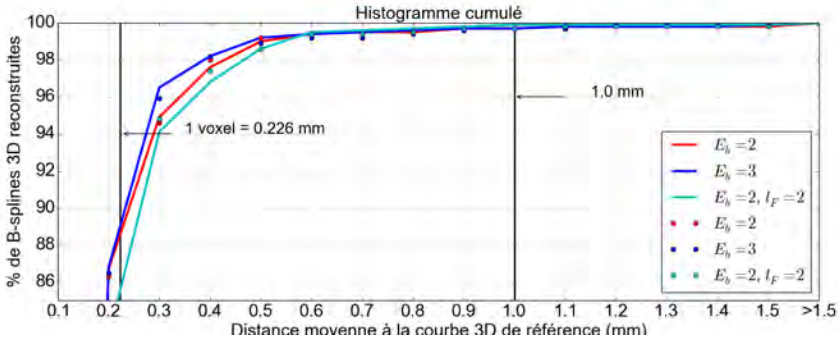



FIGURE 4.17 – Histogramme cumulé de la distance moyenne de l'approximation B-spline d'un support sélectionné à la courbe 3D de référence correspondante. Les résultats obtenus avec la version 1 de l'algorithme sont en trait plein et ceux obtenus avec la version 2 sont tracés en pointillés.

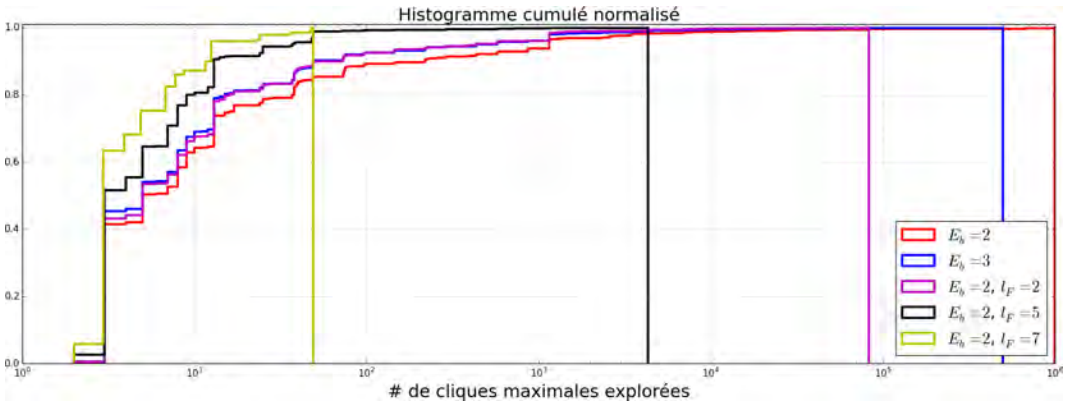
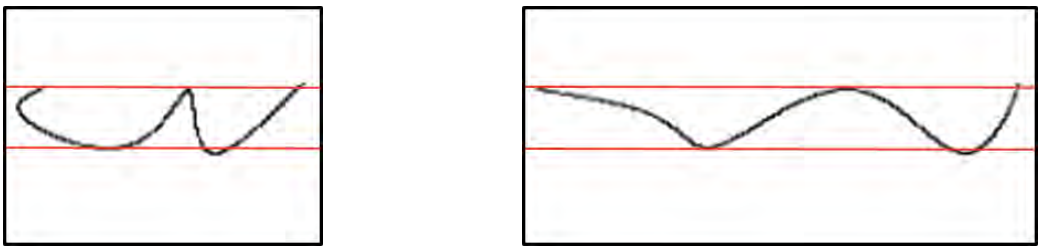


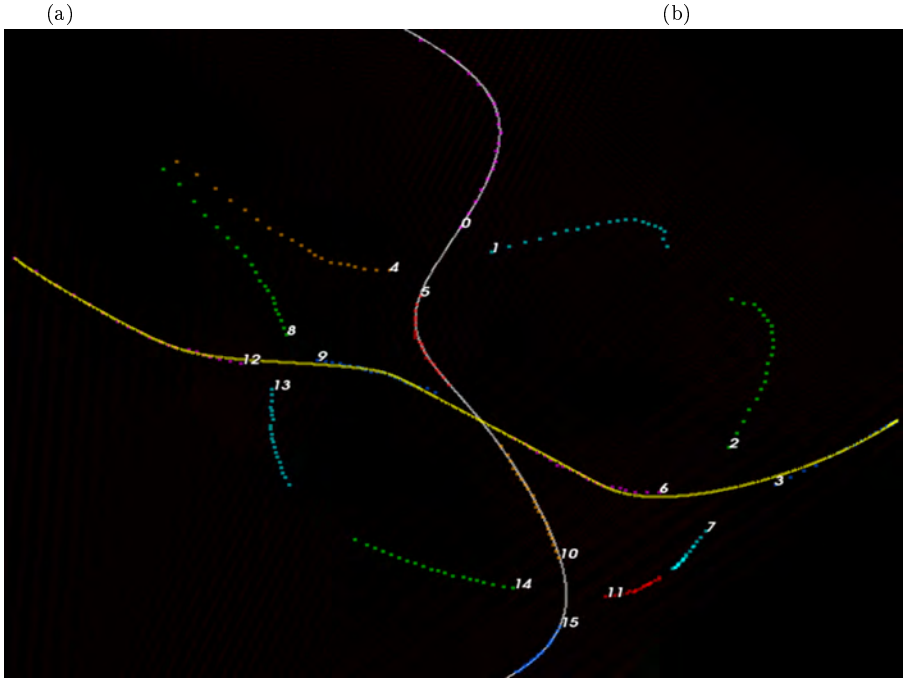

FIGURE 4.18 – Histogramme cumulé normalisé du nombre de cliques maximales explorées au sein d'un groupe ambigu. Chaque courbe, ici affichée avec une échelle logarithmique en abscisse, correspond à un paramétrage (voir légende du graphique) ayant un impact sur la complexité.

| **Colonne n°** | | 1 | 2 | 3 |
|---|---|---|---|---|
| **Paramétrage** | $l_F$ (vx) | **2.0** | **5.0** | **7.0** |
| **Ambiguïté** (# cas ambigus) | | 1197 | 1091 | 948 |
| **Version 1** | | | | |
| **Complexité** (# cliques maximales) | | 16.7 ± 42.0 [432 , 82944] | 6.0 ± 5.3 [37 , 4321] | 4.5 ± 2.9 [13 , 49] |
| **Supports corrects (%)** | $D_{\text{F}\to\text{VT}} < 1.0$ mm | 97.5 | 96.5 | 96.1 |
| **Erreurs 3D** (mm) | $D_{\text{support}\to\text{VT}}$ | 0.017 ± 0.004 [0.043 , 3.437] | 0.017 ± 0.008 [0.095 , 1.292] | 0.017 ± 0.007 [0.117 , 1.292] |
| | $D_{\text{B-spline}\to\text{VT}}$ | 0.142 ± 0.029 [0.243 , 2.826] | 0.147 ± 0.04 [0.324 , 1.417] | 0.148 ± 0.046 [0.379 , 1.627] |
| | $D_{\text{tip}\to\text{VT}}$ | 0.182 ± 0.374 [2.332 , 7.62] | 0.342 ± 0.695 [3.465 , 9.102] | 0.412 ± 0.821 [3.91 , 9.102] |
| **Version 2** | | | | |
| **Supports corrects (%)** | $D_{\text{F}\to\text{VT}} < 1.0$ mm | 97.3 | 93.6 | 95.4 |
| **Erreurs 3D** (mm) | $D_{\text{support}\to\text{VT}}$ | 0.018 ± 0.007 [0.071 , 1.848] | 0.023 ± 0.03 [0.284 , 3.95] | 0.018 ± 0.011 [0.127 , 1.292] |
| | $D_{\text{B-spline}\to\text{VT}}$ | 0.143 ± 0.029 [0.248 , 2.461] | 0.15 ± 0.046 [0.392 , 3.275] | 0.148 ± 0.045 [0.379 , 1.472] |
| | $D_{\text{tip}\to\text{VT}}$ | 0.157 ± 0.306 [2.022 , 6.888] | 0.306 ± 0.613 [3.097 , 7.445] | 0.356 ± 0.694 [3.34 , 8.208] |
| **Version 1 versus Version 2** | | | | |
| **Cas Version 2 applicable** % (# cas) | | 14.7 (176) | 11.8 (129) | 6.5 (62) |
| Supports : V1 incorrect et V2 correct | | 3.4 (6) | 0.0 (0) | 0.0 (0) |
| Supports : V1 correct et V2 incorrect | | 5.1 (9) | 25.6 (33) | 11.3 (7) |
| Supports : V1 incorrect et V2 incorrect | | 2.3 (4) | 3.1 (4) | 4.8 (3) |
| Supports : V1 correct et V2 correct | | 89.2 (157) | 71.3 (92) | 83.9 (52) |

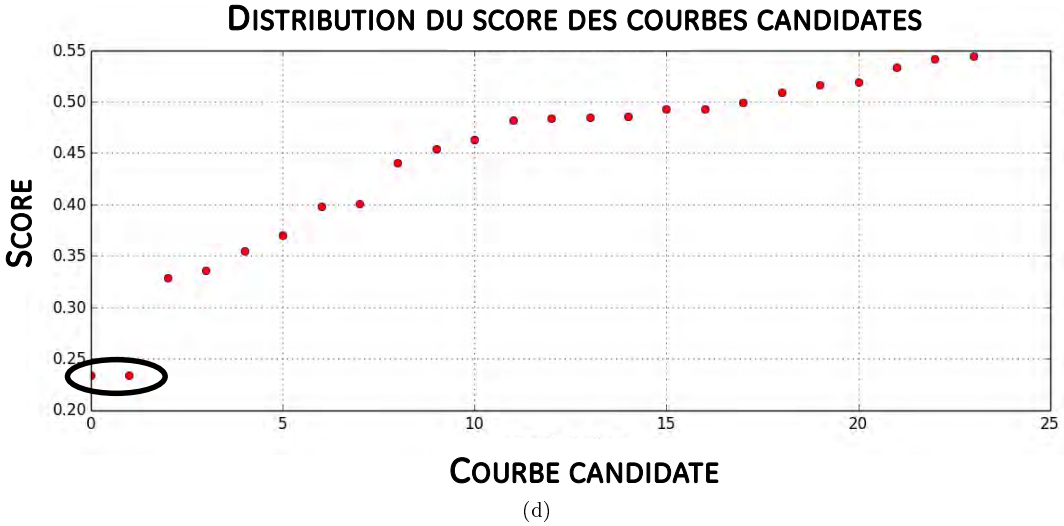
TABLE 4.2 – Impact de la longueur minimum $l_F$ d'un fragment 3D admise sur le résultat de la reconstruction dans le cas des données simulées avec les versions 1 et 2 de l'algorithme et avec $E_b = 2$ et $\alpha = 0.5$. Les résultats sont estimés à partir des 95% meilleurs reconstructions et sont donnés sous la forme moyenne ± écart-type $[\max_{95}, \max]$ où le max est mesuré sur la base de données complète.



(a) (b)

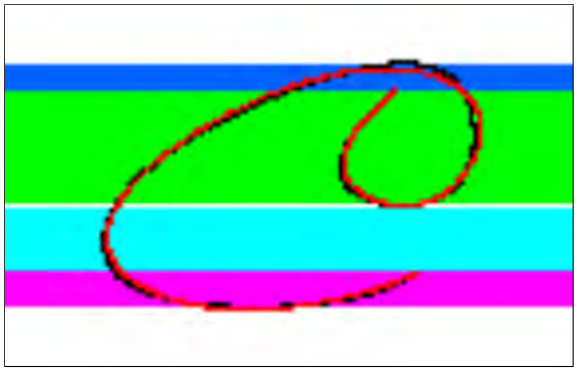



(c)

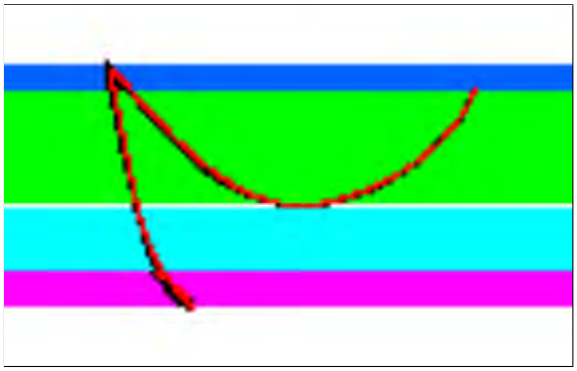



(d)

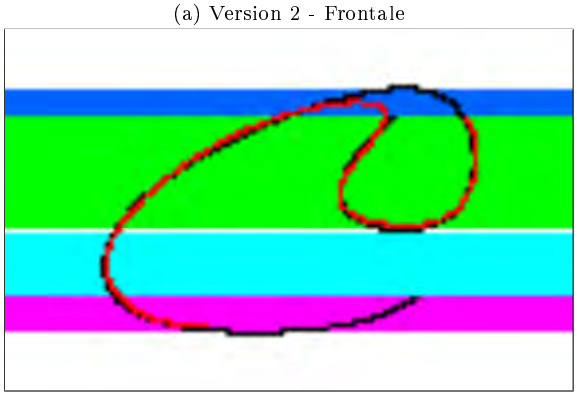
FIGURE 4.19 – Cas d'une reconstruction pour laquelle il existe deux courbes candidates tout aussi lisses. (a) Vue 1 (b) Vue 2 contenant une unique bande ambigüe de caractéristique $[4, 4]$ (c) Ensemble des hypothèses 3D numérotées. Les deux courbes candidates correspondent respectivement à la courbe jaune (solution) et la courbe blanche (référence), et dont les supports sont respectivement (3-6-9-12) et (15-10-5-0). (d) Distribution du score des courbes candidates associées donnée dans l'ordre croissant. Les deux meilleurs scores sont presque identiques (entourés).



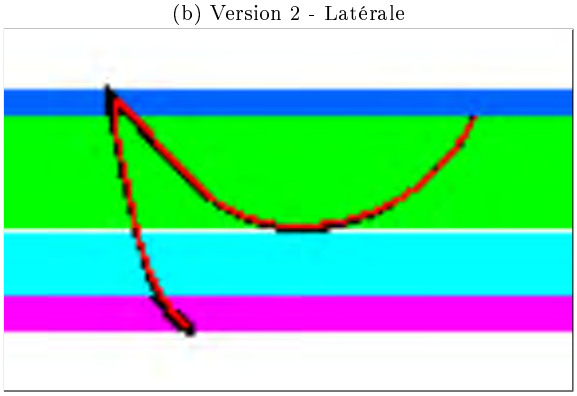
(a) Version 2 - Frontale



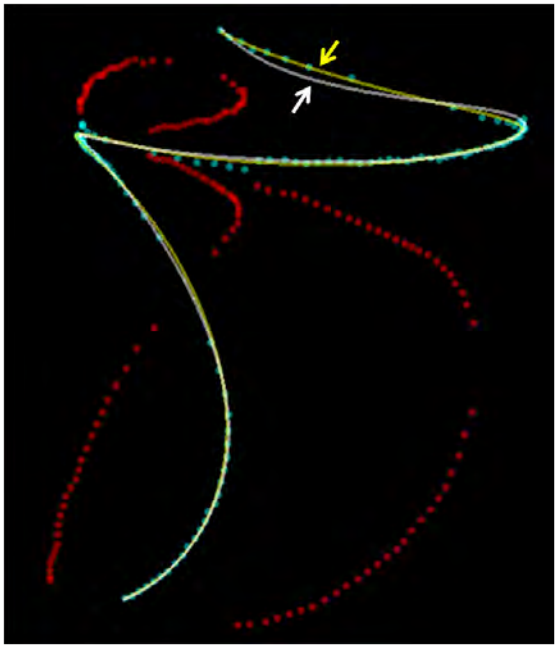
(b) Version 2 - Latérale



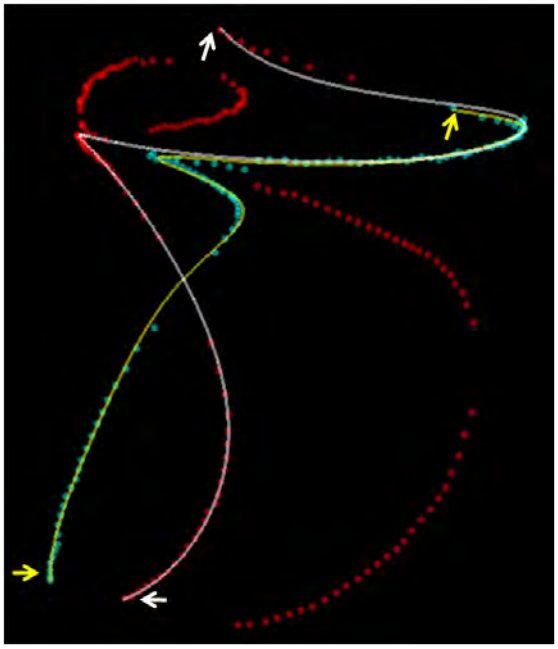
(c) Version 1 - Frontale



(d) Version 1 - Latérale

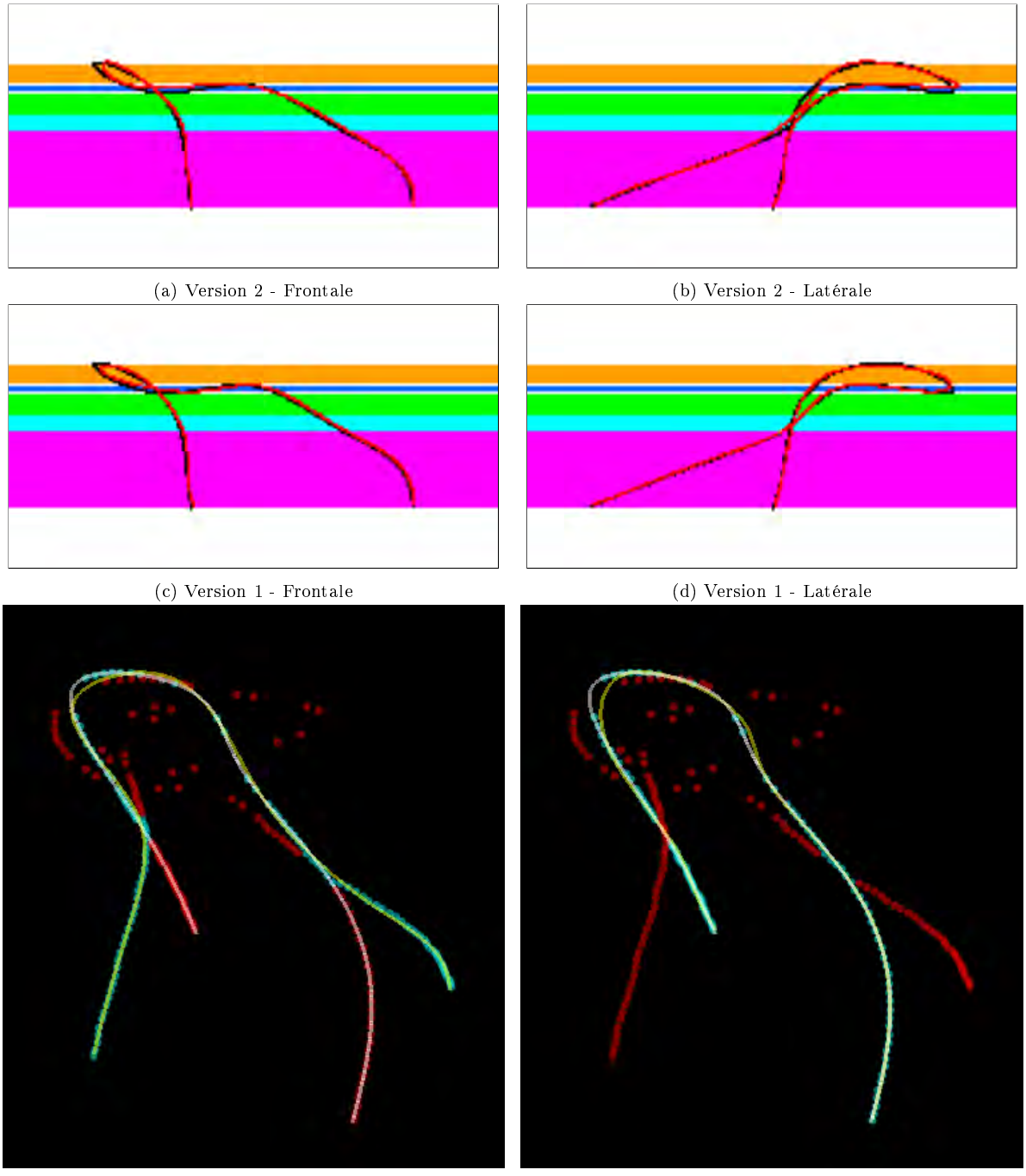


(e) Version 2 - 3D



(f) Version 1 - 3D

FIGURE 4.20 – Reconstruction en présence de superpositions. (a)(b) Résultat du découpage en bandes épipolaires pour les projections frontale et latérale d'une courbe 3D simulée (noire). La reprojection de la courbe 3D reconstruite avec la version 2 de l'algorithme est superposée en rouge. (c)Résultat de la version 2. (d) Résultat de la verison 1. De la même manière, la reprojection de la courbe 3D reconstruite avec la version 1 de l'algorithme est superposée en rouge. (e) (f) Les hypothèses bleues par lesquelles passe une courbe lisse (jaune) désignent le support sélectionné et les hypothèses rouges sont les hypothèses rejetées, la courbe blanche correspond à la courbe 3D de référence. On observe une erreur de reprojection dans la vue frontale (bande bleue) et il manque une extrémité de la courbe (bande rose).



(a) Version 2 - Frontale

(b) Version 2 - Latérale

(c) Version 1 - Frontale

(d) Version 1 - Latérale

(e) Version 2 - 3D

(f) Version 1 - 3D

FIGURE 4.21 – Reconstruction en présence de superpositions. (a)(b) Résultat du découpage en bandes épipolaires pour les projections frontale et latérale d'une courbe 3D simulée (noire). La reprojection de la courbe 3D reconstruite avec la version 2 de l'algorithme est superposée en rouge. (c) (d) De la même manière, la reprojection de la courbe 3D reconstruite avec la version 1 de l'algorithme est superposée en rouge. (e) Résultat de la version 2. (f) Résultat de la version 1. Les hypothèses bleues par lesquelles passe une courbe lisse (jaune) désignent le support sélectionné et les hypothèses rouges sont les hypothèses rejetées, la courbe blanche correspond à la courbe 3D de référence.

### 4.4.2 Résultats sur les données fantôme

Tous les résultats ont été générés ici avec la version 1 de l'algorithme avec $\alpha = 0.5$, $l_F = 2$ et $E_b = 2$. On reporte pour chaque position statique du micro-guide la complexité et la précision 3D de la reconstruction dans le Tableau 4.3. Pour les 4 positions, le micro-guide a pu être reconstruit avec précision, l'erreur maximale ne dépassant pas 0.6 mm. Les distances moyennes entre l'extrémité distale de la vérité terrain et celle de l'approximation B-spline sont également reportées pour chaque position. Nous avons mesuré une erreur globale de 0.54 mm ± 0.22 mm avec une erreur maximale de 6.65 mm.

| **Position statique** | | **1** | **2** | **3** | **4** |
|---|---|---|---|---|---|
| **Nombre de cas** | | **37** | **30** | **52** | **32** |
| **Complexité** (# cliques maximales) | | 5.5 ± 1.5 [9 , 17] | 1.3 ± 0.7 [3 , 4] | 4.0 ± 1.0 [5 , 6] | 3.2 ± 0.6 [5 , 5] |
| **Erreurs 3D** (mm) | $D_{\text{B-spline}\to\text{VT}}$ | 0.53 ± 0.02 [0.57 , 0.59] | 0.52 ± 0.04 [0.59 , 0.61] | 0.24 ± 0.02 [0.28 , 0.31] | 0.58 ± 0.03 [0.64 , 0.65] |
| | $D_{\text{tip}\to\text{VT}}$ | 1.34 ± 0.91 [2.94 , 3.14] | 2.09 ± 1.69 [5.05 , 6.65] | 0.92 ± 0.26 [1.4 , 1.67] | 0.56 ± 0.27 [1.02 , 1.09] |

TABLE 4.3 – Erreur 3D sur l'extrémité distale (mm) pour le fantôme 1.

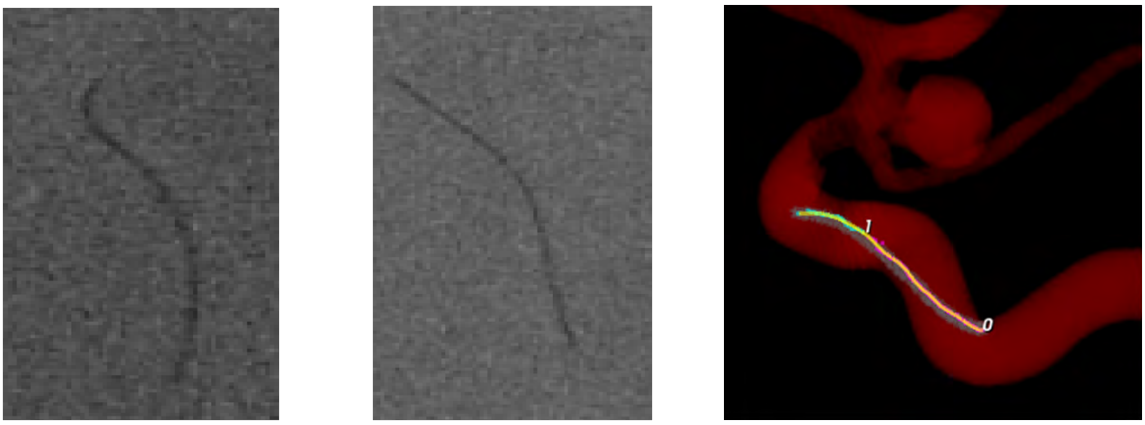
Nous montrons un exemple de reconstruction pour une paire d'images du micro-guide sur la Figure 4.22. La reconstruction est affichée avec une reconstruction CBCT du fantôme injecté et du micro-guide ayant servi à établir la vérité terrain 3D. Nous montrons sur les Figures 4.23 et 4.24 des exemples de segmentations pour lesquelles la reconstruction est un échec. En pratique, ces configurations restent néanmoins assez rares.

Dans l'exemple de la Figure 4.23, la présence de deux fausses détections (une dans chaque vue) au sein d'une même bande (bande verte) est à l'origine de cet échec. Cette bande étant alors de caractéristique [2,2], les deux fragments (un vrai positif et un faux positif) dans chacune des deux vues sont donc nécessairement appariés pour former un support candidat. Il en résulte que tous les supports candidats extraits contiennent une ou plusieurs hypothèses erronées générées par ces faux positifs. Le support candidat qui s'approche le plus du support recherché est un support qui inclus le support recherché mais contient également un fragment 3D généré par l'appariement des deux faux positifs entre eux.

Pour se défaire de cette hypothèse erronée, il faudrait se laisser la possibilité d'élaguer certains sommets du graphe ou bien de considérer également des chemins qui ne sont pas de longueur maximal. En effet, ce fragment erroné étant aberrant, son coût de connexion avec les autres fragments qui composent le support est très élevé ce qui a pour conséquence avec l'approche PPV de le reléguer en fin de chemin.

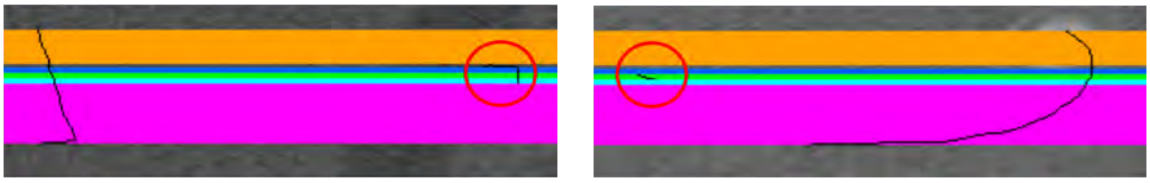
Dans l'exemple de la Figure 4.24, la présence de deux trous (un dans chaque vue) au sein d'une même bande (bande bleue) est à l'origine de l'échec de la reconstruction. Le problème n'est pas tant qu'il y ait deux trous au niveau d'une même bande mais ces deux trous affectent des parties différentes du micro-guide. Il en résulte une bande épipolaire de caractéristique [1,1] qui donne lieu à un fragment 3D non-ambigu généré par l'appariement de deux fragments 2D (entourés en blanc) qui ne correspondent pas à la même partie du micro-guide. Le fragment 3D non-ambigu est donc erroné ce qui entraîne un échec de la reconstruction.

Néanmoins on peut observer qu'un tel appariement entraîne une violation de la contrainte de continuité figurale avec les fragments situés dans les bandes épipolaires adjacentes.



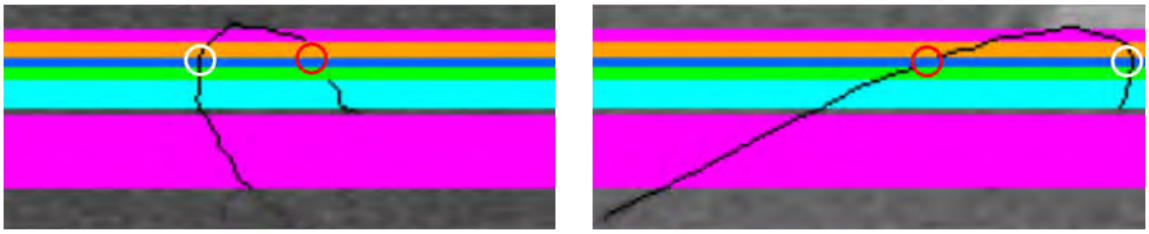

(a) (b) (c)

FIGURE 4.22 – Exemple de reconstruction d'un micro-guide inséré dans un fantôme vasculaire cérébral. (a) Vue frontale (b) Vue latérale (c) Le support 3D reconstruit est composé de deux fragments de courbe 3D et approximé par une B-spline. Le support est affiché avec une reconstruction CBCT du fantôme injecté et la reconstruction CBCT du micro-guide.



(a) (b)

FIGURE 4.23 – Cause d'échec de la reconstruction sur une donnée fantôme. Les deux fausses détections sont entourées en rouge dans (a) la vue frontale (b) la vue latérale. Ces deux fausses détections chevauchent la même bande épipolaire (verte).



(a) (b)

FIGURE 4.24 – Cause d'échec de la reconstruction sur une donnée fantôme. Les deux trous au niveau du guide sont entourés en rouge dans (a) la projection frontale (b) la projection latérale. Ces deux trous se situent sur la même bande épipolaire (bleue) et affectent une partie différente du micro-guide.

### 4.4.3 Résultats sur les données cliniques

Tous les résultats ont été générés ici avec la version 1 de l'algorithme avec $\alpha = 0.5$,$l_F = 2$ et $E_b = 2$. Nous avons appliqué notre méthode à la reconstruction d'un micro-guide et, à titre illustratif, à la reconstruction d'un micro-coil en cours de déploiement. On rappelle qu'ici, en abscence de vérité terrain 3D, la précision de la reconstruction est mesurée en 2D dans les images de projection. Un pixel vaut ici soit 0.16 mm soit 0.20 mm en fonction de la taille du champ de vue.

#### 4.4.3.1 Cas du micro-guide

Le Tableau 4.4 regroupe les résultats obtenus pour le reconstruction biplan d'un micro-guide en absence de coils et en présence de coils. Nous verrons que ce dernier cas reste problématique à cause de la segmentation qui en est alors fortement altérée.

| **Reconstruction** | | **En absence de coils** | **En présence de coils** |
|---|---|---|---|
| **Nombre de cas de reconstruction** | | **87** | **185** |
| **Complexité** (# cliques maximales) | | 10.0 ± 6.2 [26 , 318] | 4.2 ± 2.6 [13 , 49] |
| **Erreurs 2D** (px) | $D_{\text{SEG}\to\text{VT}}$ | 5.1 ± 7.1 [28.2 , 76.0] | 30.0 ± 23.5 [120.5 , 294.8] |
| | $D_{\mathcal{F}\to\text{VT}}$ | 2.5 ± 3.3 [18.1 , 73.4] | 9.1 ± 7.9 [34.7 , 131.3] |
| | $D_{\text{B-spline}\to\text{VT}}$ | 2.0 ± 1.0 [6.7 , 88.2] | 6.4 ± 8.6 [37.5 , 193.9] |
| **Fragments non-ambigus** (%cas de reconstruction) | $D_{\mathcal{F}\to\text{VT}} < 5$ px | 98.9 | 83.4 |

TABLE 4.4 – Résultats sur données cliniques en absence de coils dans les images (patients 3 et 4) et en présence de coils dans les images (patients 1 et 2). Résultats obtenus avec la version 1 de l'algorithme et le paramétrage $\epsilon = 1$, $\alpha = 0.5$, $l_F = 2$ et $E_b = 2$.

**Cas de navigation en absence de coils** Les résultats en absence de coils correspondent aux patients No 3 et 4 de notre base de données clinique et totalisent 87 reconstructions (Tableau 4.4). Ces patients sont respectivement traités pour une MAV (patient No 3) et un méningiome (patient No 4) ce qui explique l'absence de coils dans la tête du patient.

La segmentation initiale est de bonne qualité avec une distance moyenne à la vérité terrain $D_{\text{SEG}\to\text{VT}}$ de 5 pixels. Après reconstruction, la distance moyenne des fragments 2D restant à la vérité terrain $D_{\mathcal{F}\to\text{VT}}$ est divisée par deux par rapport à la segmentation initiale ce qui indique que la méthode de reconstruction a été capable de rejeter des faux positifs mais pas tous. On observe en effet une distance maximale encore élevée avec 18 pixels.

La distance moyenne de la reprojection de la B-spline 3D à la vérité terrain $D_{\text{B-spline}\to\text{VT}}$ est de 2 pixels. L'approximation du support 3D par une B-spline permet donc dans une majeure partie des cas de combler correctement les éventuels trous du support reconstruit et de lisser le bruit de détection/reconstruction.

Toutes reconstructions confondues, seuls 1% des fragments non-ambigus sont localisés en moyenne à plus de 5 pixels de la vérité terrain. Cela représente une seule reconstruction sur les 87 reconstructions effectuées.

L'exemple de la Figure 4.25 montre un cas de reconstruction pour le patient 3 où la projection du micro-guide forme une boucle dans la projection frontale (4.25(a)). La segmentation comporte des trous dans la projection frontale (4.25(c)). On observe que la reprojection (4.25(e) et 4.25(f)) de l'approximation B-spline du support 3D sélectionné (4.25(g)) se reprojette sur le micro-guide dans les deux images. Nous

montrons pour ce même patient deux cas où la reprojection de l'approximation B-spline bien que peu précise conserve la topologie du micro-guide en projection (Figure 4.26, Figure 4.27) et deux autres cas où la reconstruction semble erronée (Figure 4.28, Figure 4.29). Dans ces deux derniers cas la présence de trous dans la segmentation est à l'origine de l'échec de la reconstruction.

Les segmentations associées au patient No 4 sont globalement plus bruitées (i.e. plus de faux positifs) par rapport à celles obtenues pour le patient 3. Nous montrons des cas de reconstruction (Figure 4.30, Figure 4.31, Figure 4.32) où l'algorithme de reconstruction a été en mesure d'écarter les faux positifs pour reconstruire un support 3D dont l'approximation B-spline se reprojette avec une assez bonne précision sur le micro-guide dans les images à l'exception des fortes courbures sur l'extrémité distale du micro-guide sur la Figure 4.32.

**Cas de navigation en présence de coils** Dans certains cas, les coils initialement placés dans l'anévrisme ne suffisent pas à prévenir sur le long terme une reperméabilisation et l'anévrisme doit alors être traité une seconde fois. La présence de ces coils dans le champ de vue peut perturber la phase de segmentation. En effet, certains contours des coils peuvent apparaître à la soustraction dans les images de roadmap dès lors que le coil a un tant soit peu bougé. Il arrive alors souvent que ces contours soient détectés dans les deux projections par notre algorithme de segmentation et induisent ainsi la reconstruction en erreur. La situation est ici délicate puisque ces contours détectés sont généralement situés à proximité du micro-guide. Notre algorithme de reconstruction n'est en effet pas conçu pour gérer des configurations où d'autres structures (autres que celles générées par le bruit dans l'image) seraient segmentées en plus du micro-guide dans les images.

Les patients No 1 et 2 font partie de cette catégorie et on mesure sans surprise des erreurs moyennes plus élevées (colonne 2 du Tableau 4.4) que dans un cas de navigation en absence de coils. La segmentation initiale est en effet d'assez mauvaise qualité avec une distance moyenne à la vérité terrain de 30 pixels. Après reconstruction, la distance moyenne $D_{\mathcal{F}\rightarrow \mathrm{VT}}$ des fragments 2D restants à la vérité terrain n'est plus que de 9.1 pixels. Néanmoins, la distance de moyenne $D_{\text{B-spline}\rightarrow \mathrm{VT}}$ de la reprojection de l'approximation B-spline du support 3D reprojetée sur chacun des deux plans images est d'environ 6.4 pixels, ce qui améliore le résultat mais reste élevé. Cela peut s'expliquer en partie par le pourcentage élevé (17.6%) de cas de reconstruction où il existe au moins un fragment non-ambigu erroné qui fausse donc la reconstruction.

Nous montrons sur les Figures 4.33, 4.34 et 4.35 trois cas de reconstruction où la présence des coils n'a pas perturbé la segmentation du micro-guide. Nous affichons le résultat de la reconstruction biplan du micro-guide conjointement avec une reconstruction 3D de l'arbre vasculaire acquise en début d'intervention.

Sur l'exemple de la Figure 4.33, on observe la présence d'un point de rebroussement dans l'une des deux projections que l'algorithme de segmentation ne parvient à discrétiser qu'approximativement. La reprojection de l'approximation B-spline du support 3D reconstruit est ici plus fidèle à la forme du micro-guide observé dans l'image que la segmentation. La superposition à l'arbre vasculaire en 3D nous permet de confirmer visuellement que le micro-guide a été correctement reconstruit.

Sur l'exemple de la Figure 4.34, on observe également que la forte courbure de la projection de la courbe n'a pas été un problème pour reconstruire le micro-guide.

Néanmoins, comme le montre l'exemple de la Figure 4.35, il existe des configurations complètement ambigües donnant lieu à deux supports candidats (approximés respectivement par une courbe B-spline verte et jaune dans l'image de droite) ayant un score très proche et qui vérifient tous deux la contrainte d'unicité. Dans une telle configuration, le support choisi par l'algorithme relève alors plutôt du hasard. Une contrainte de continuité temporelle pourrait être envisagée ou encore la connaissance de l'arbre vasculaire pourrait être exploitée si elle est disponible pour préférer celui qui est contenu dans l'artère.

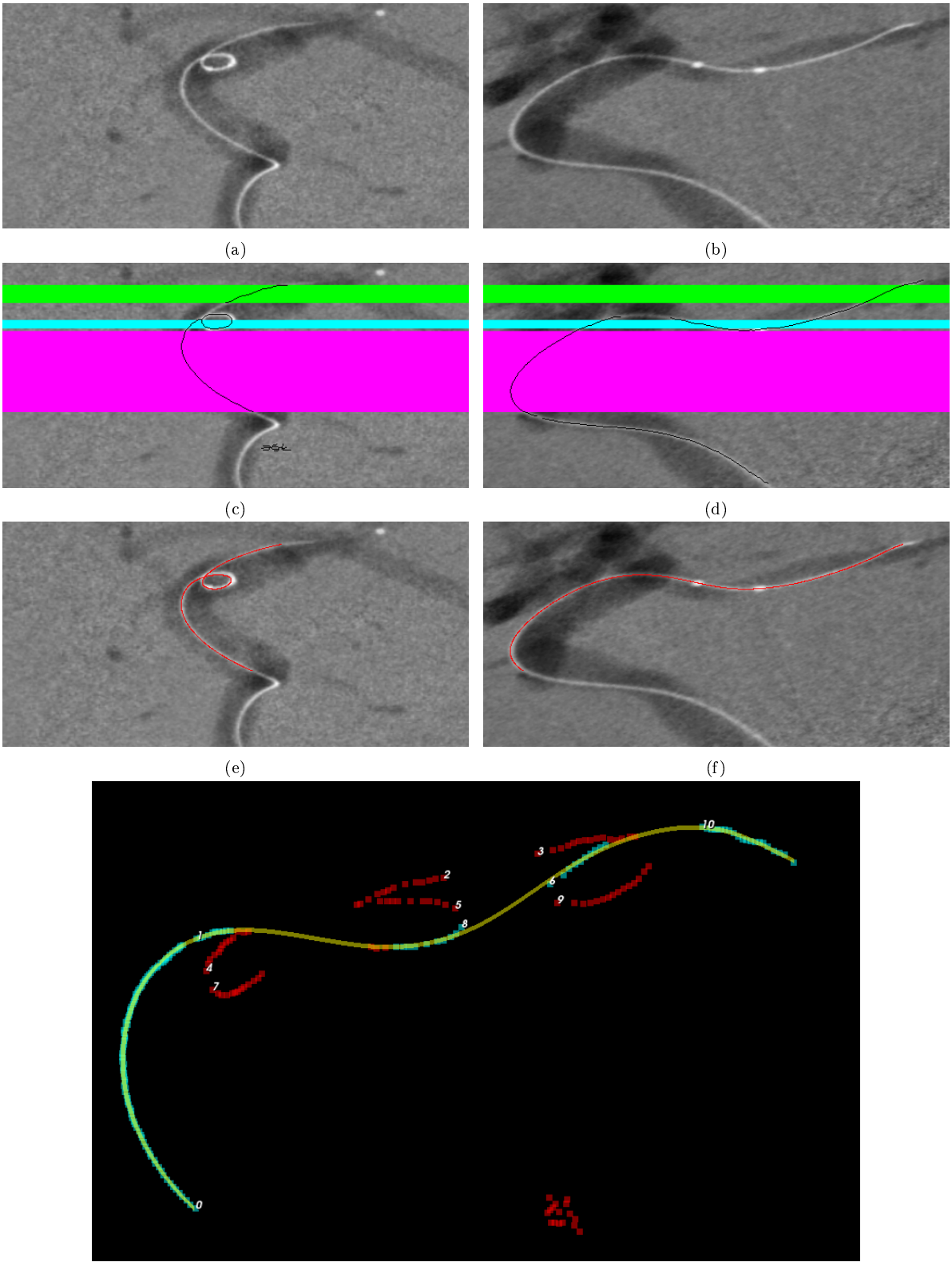
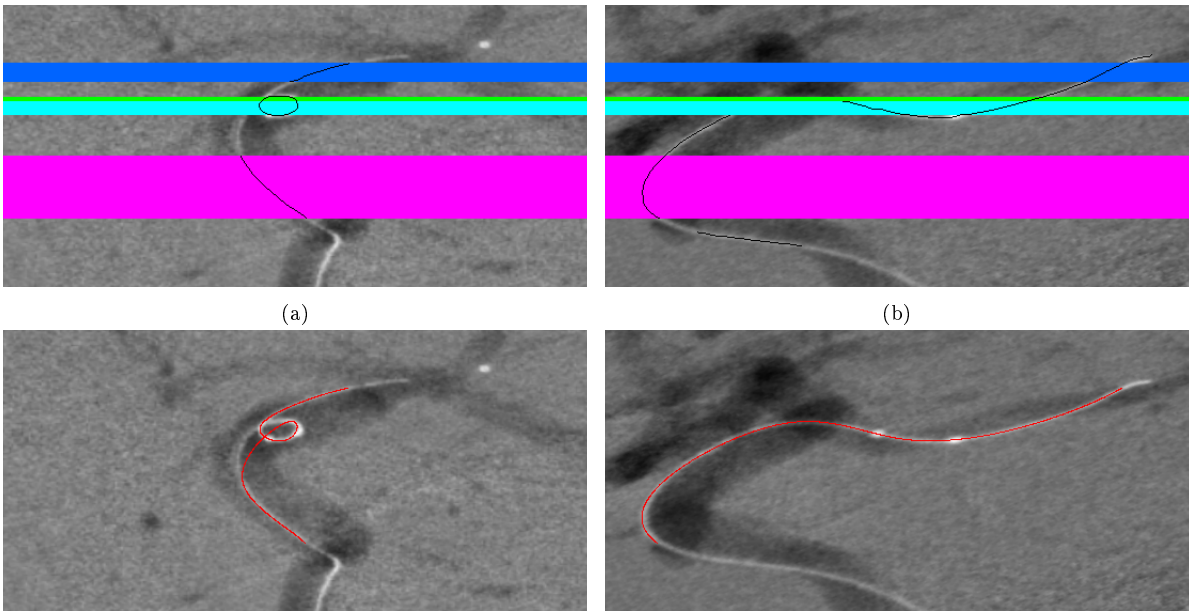


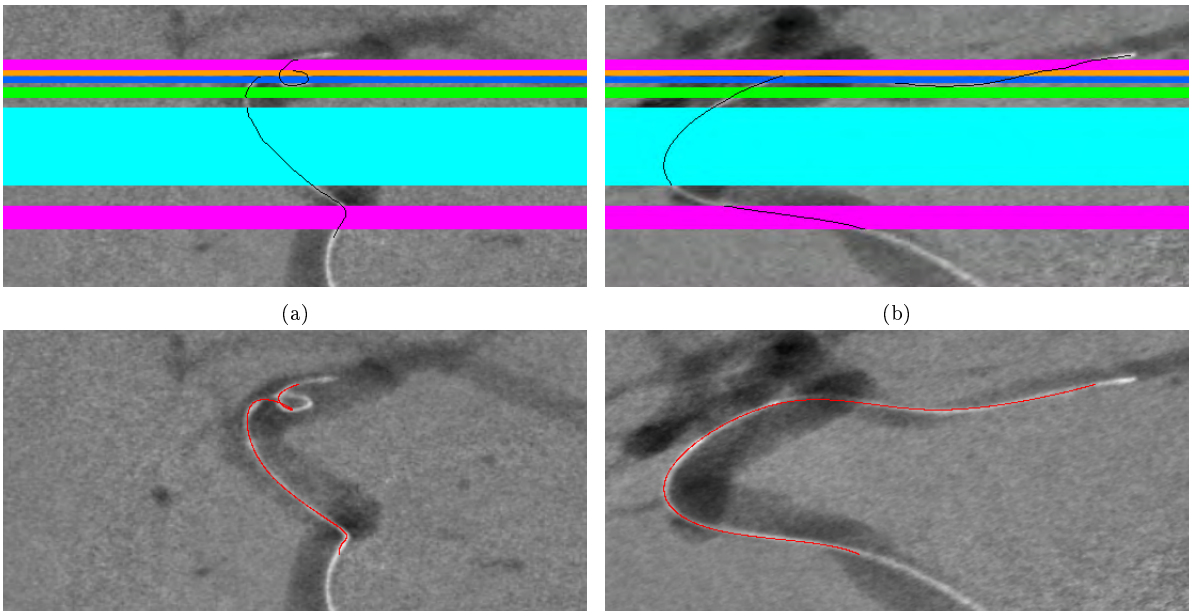

FIGURE 4.25 – Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3) (a)(b) Projections rectifiées frontale et latérale du guide. (c)(d) Résultats de la segmentation et du découpage épipolaire. (e)(f) Reprojection de la courbe 3D reconstruite. (g) Les hypothèses bleus par lesquelles passe une courbe 3D lisse (jaune) désignent le support sélectionné. Les hypothèses rouges ont été rejetées. Au total, 94 cliques maximales ont été explorées.



(a) (b)

(c) (d)

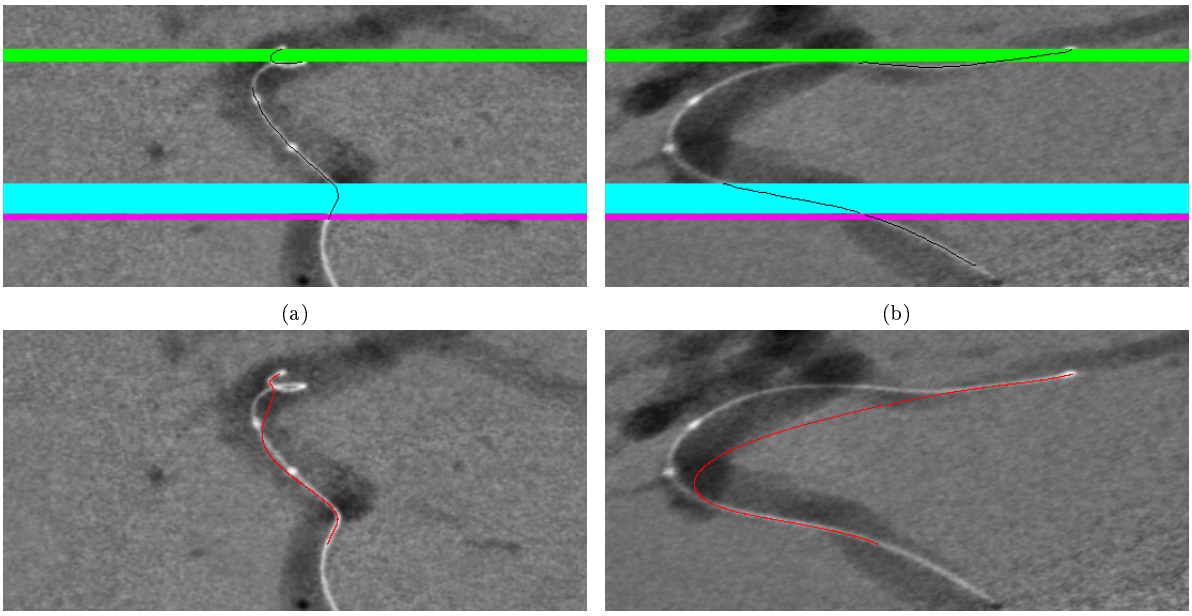
FIGURE 4.26 – Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3) (a)(b) Résultats de la segmentation et du découpage épipolaire dans les projections rectifiées frontale et latérale du guide. (c)(d) Reprojection de la courbe 3D reconstruite.



(a) (b)

(c) (d)

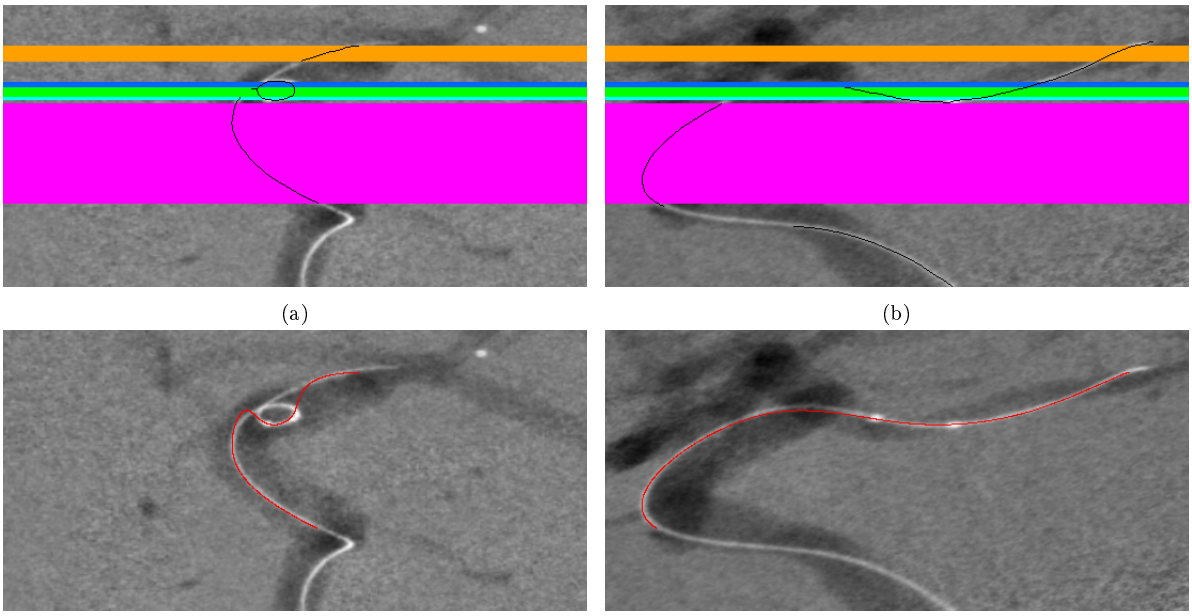
FIGURE 4.27 – Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3) (a)(b) Résultats de la segmentation et du découpage épipolaire dans les projections rectifiées frontale et latérale du guide. (c)(d) Reprojection de la courbe 3D reconstruite.



(a) (b)

(c) (d)

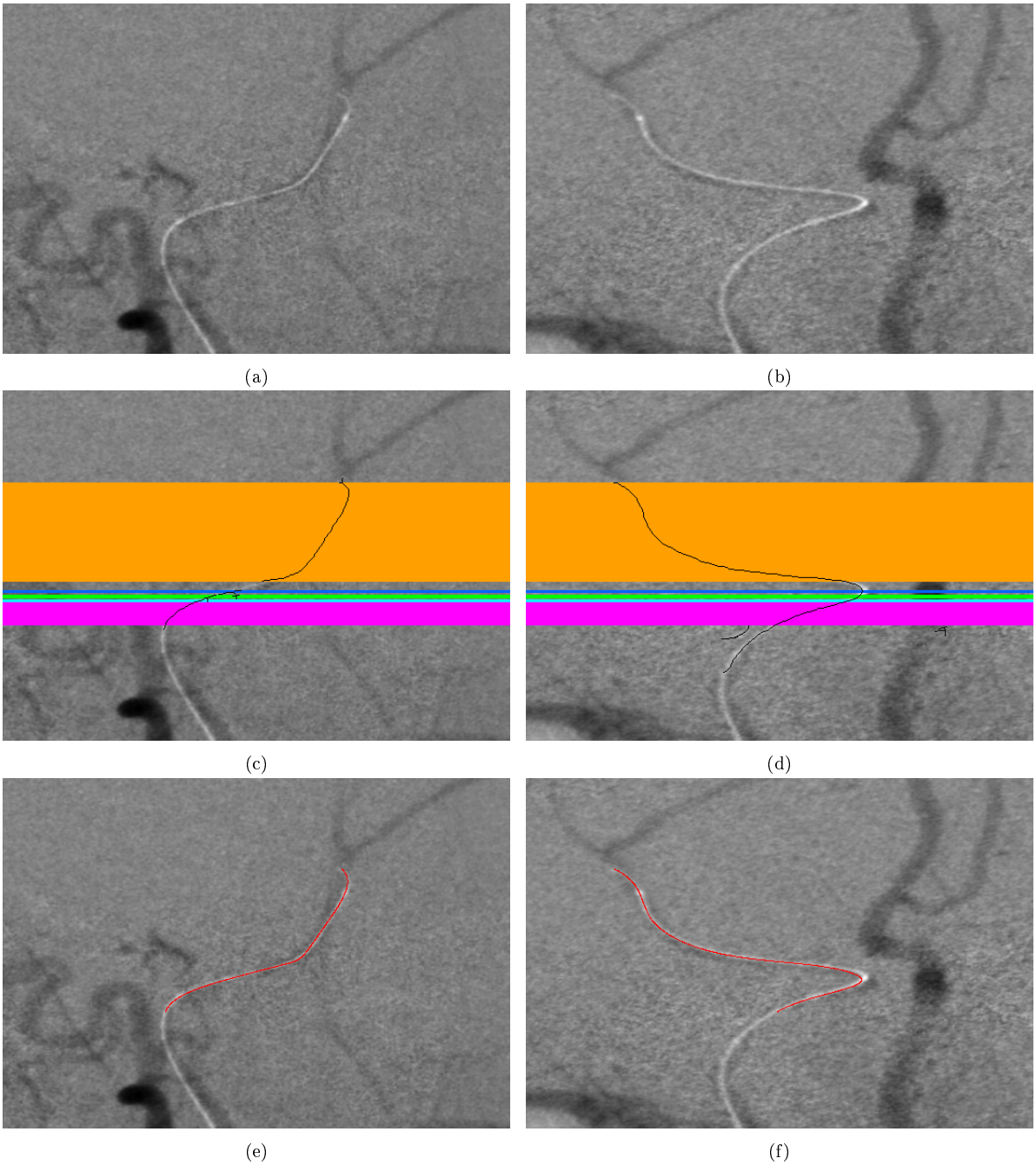
FIGURE 4.28 – Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3) (a)(b) Résultats de la segmentation et du découpage épipolaire dans les projections rectifiées frontale et latérale du guide. (c)(d) Reprojection de la courbe 3D reconstruite.



(a) (b)

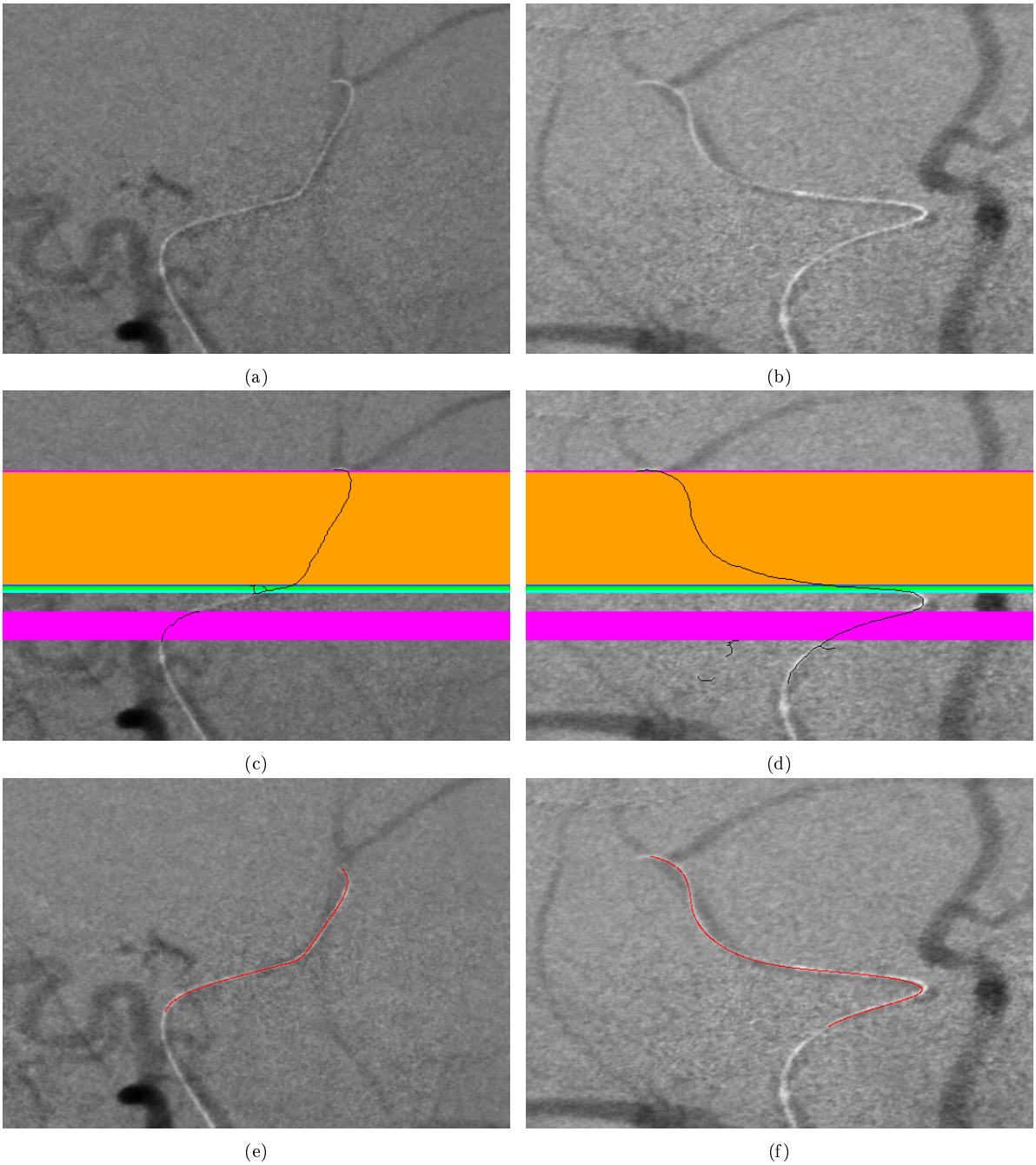
(c) (d)

FIGURE 4.29 – Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 3) (a)(b) Résultats de la segmentation et du découpage épipolaire dans les projections rectifiées frontale et latérale du guide. (c)(d) Reprojection de la courbe 3D reconstruite.



(a) (b) (c) (d) (e) (f)

FIGURE 4.30 – Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 4) (c)(b) Résultats de la segmentation et du découpage épipolaire dans les projections rectifiées frontale et latérale du guide. (e)(f) Reprojection de la courbe 3D reconstruite.

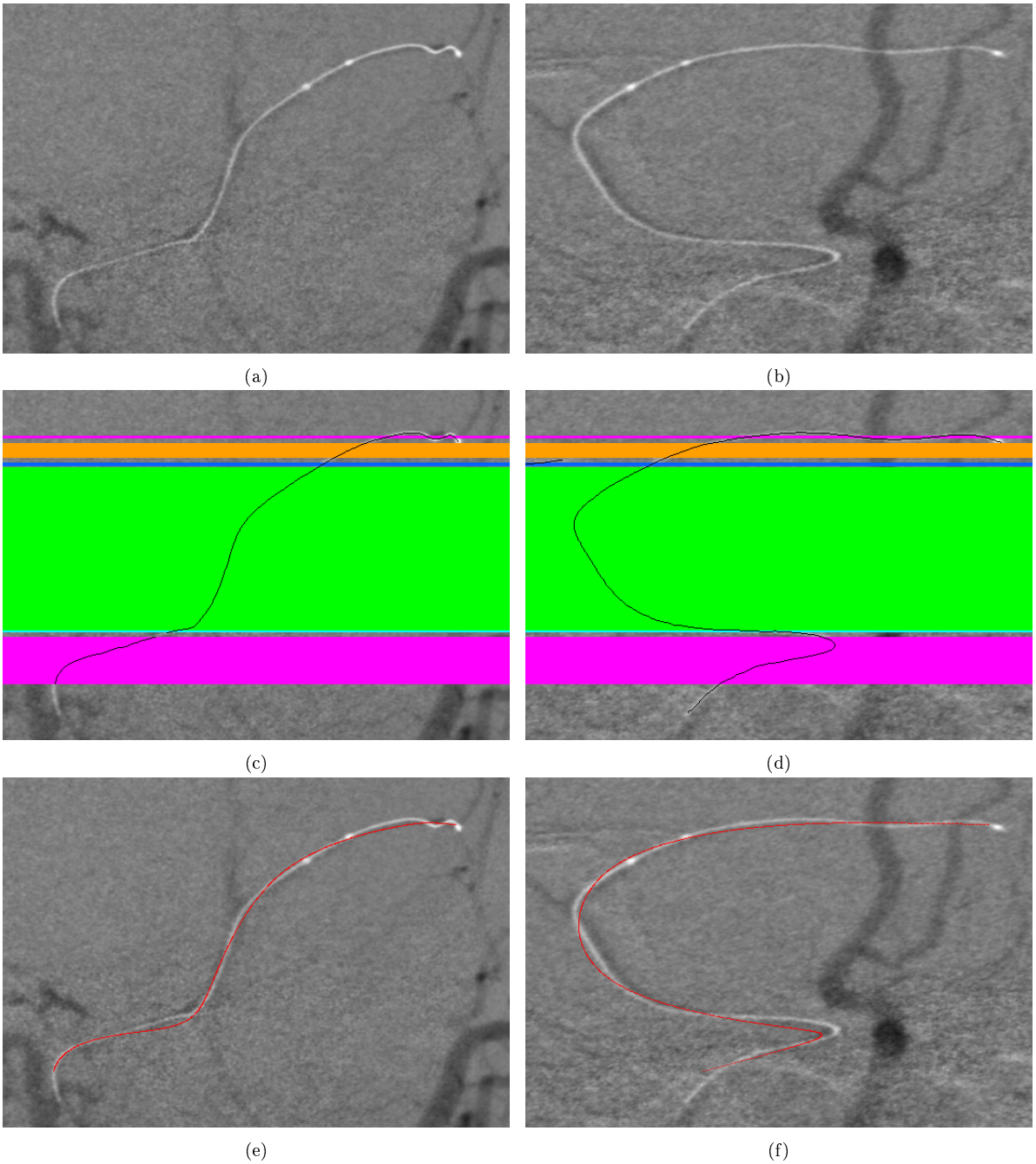


(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

FIGURE 4.31 – Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 4) (c)(d) Résultats de la segmentation et du découpage épipolaire dans les projections rectifiées frontale et latérale du guide. (e)(f) Reprojection de la courbe 3D reconstruite.



(a) (b) (c) (d) (e) (f)

FIGURE 4.32 – Exemple de reconstruction d'un micro-guide dont la segmentation comporte des erreurs (Patient No 4) (c)(d) Résultats de la segmentation et du découpage épipolaire dans les projections rectifiées frontale et latérale du guide. (e)(f) Reprojection de la courbe 3D reconstruite.

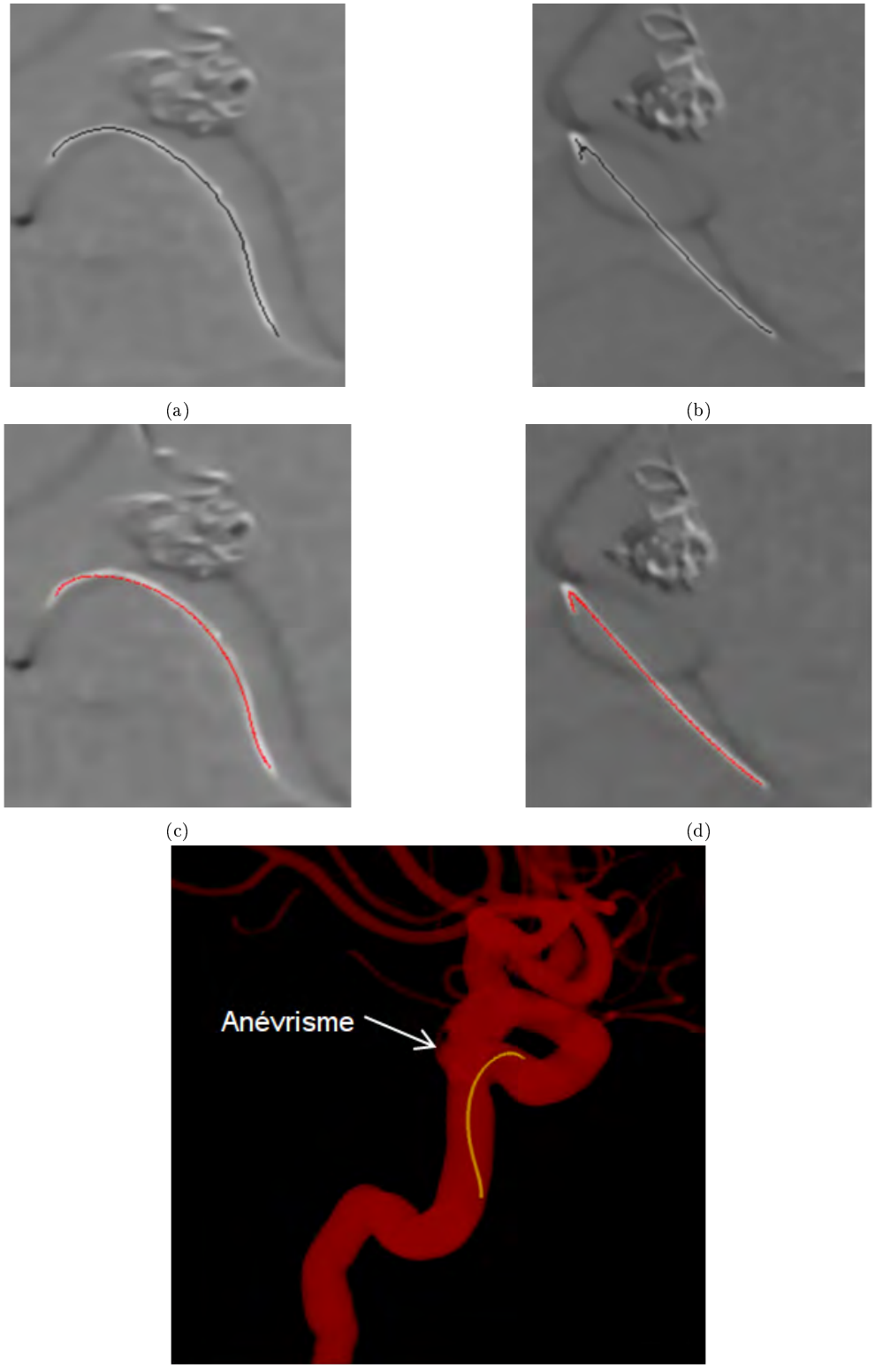
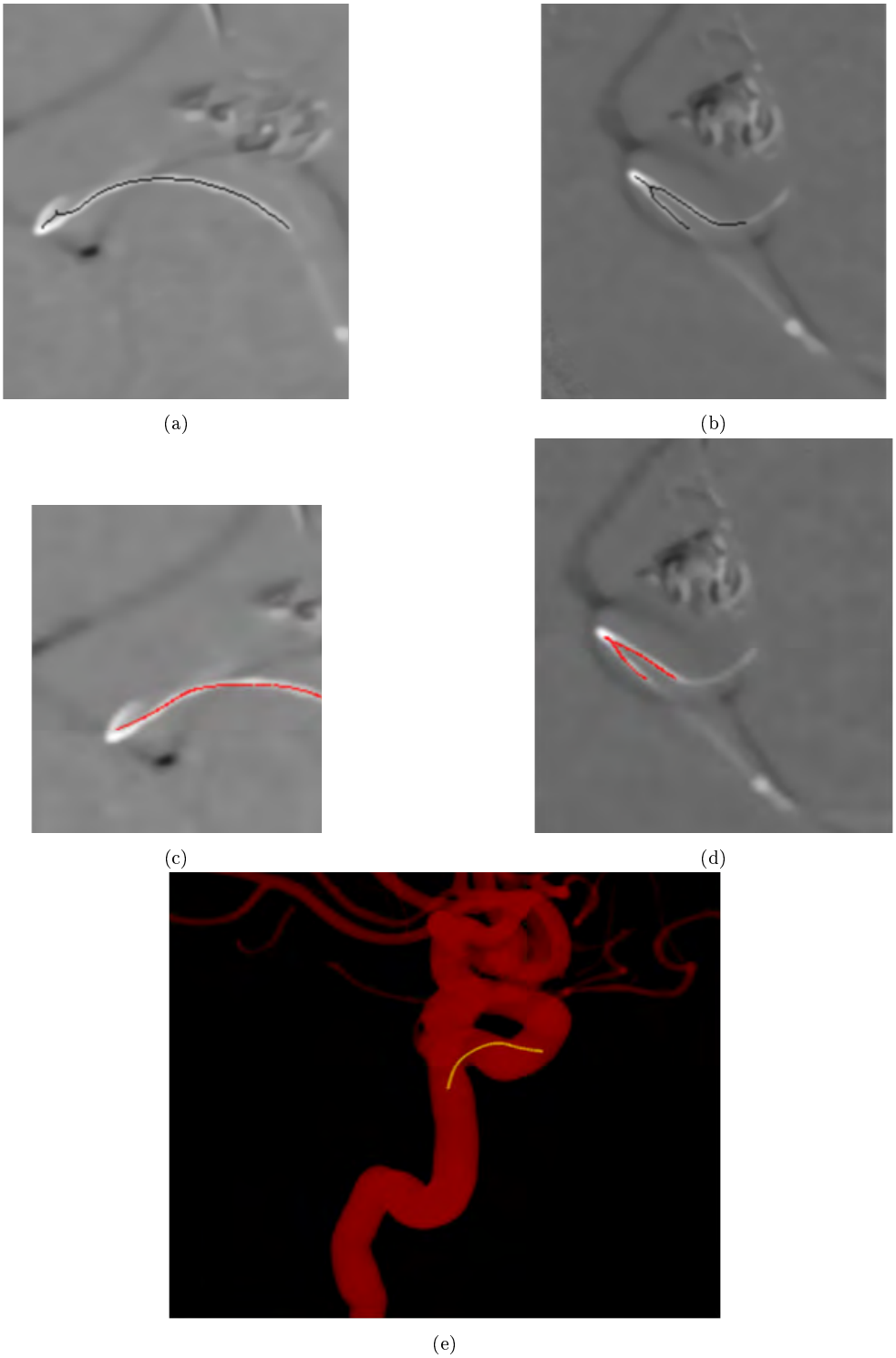



FIGURE 4.33 – Reconstruction stéréoscopique d'un micro-guide. (a)(b) Résultat de la segmentation (squelette noir) affiché sur les images frontale et latérale filtrées et rectifiées. (c)(d) Reprojection de l'approximation B-spline du support 3D reconstruit (courbe rouge). (e) Le micro-guide reconstruit en 3D, recalé avec l'arbre vasculaire obtenu par une acquisition CBCT injectée en début d'intervention.



(a) (b) (c) (d) (e)

FIGURE 4.34 – Reconstruction stéréoscopique d'un micro-guide présentant une forte courbure au niveau de sont extrémité distale qui n'est pas segmenté avec précision. (a)(b) Résultat de la segmentation (squelette noir) affiché sur les images frontale et latérale filtrées et rectifiées. (c)(d) Reprojection de l'approximation B-spline du support 3D reconstruit (courbe rouge). (e) Le micro-guide reconstruit en 3D, recalé avec l'arbre vasculaire obtenu par une acquisition CBCT injectée en début d'intervention.

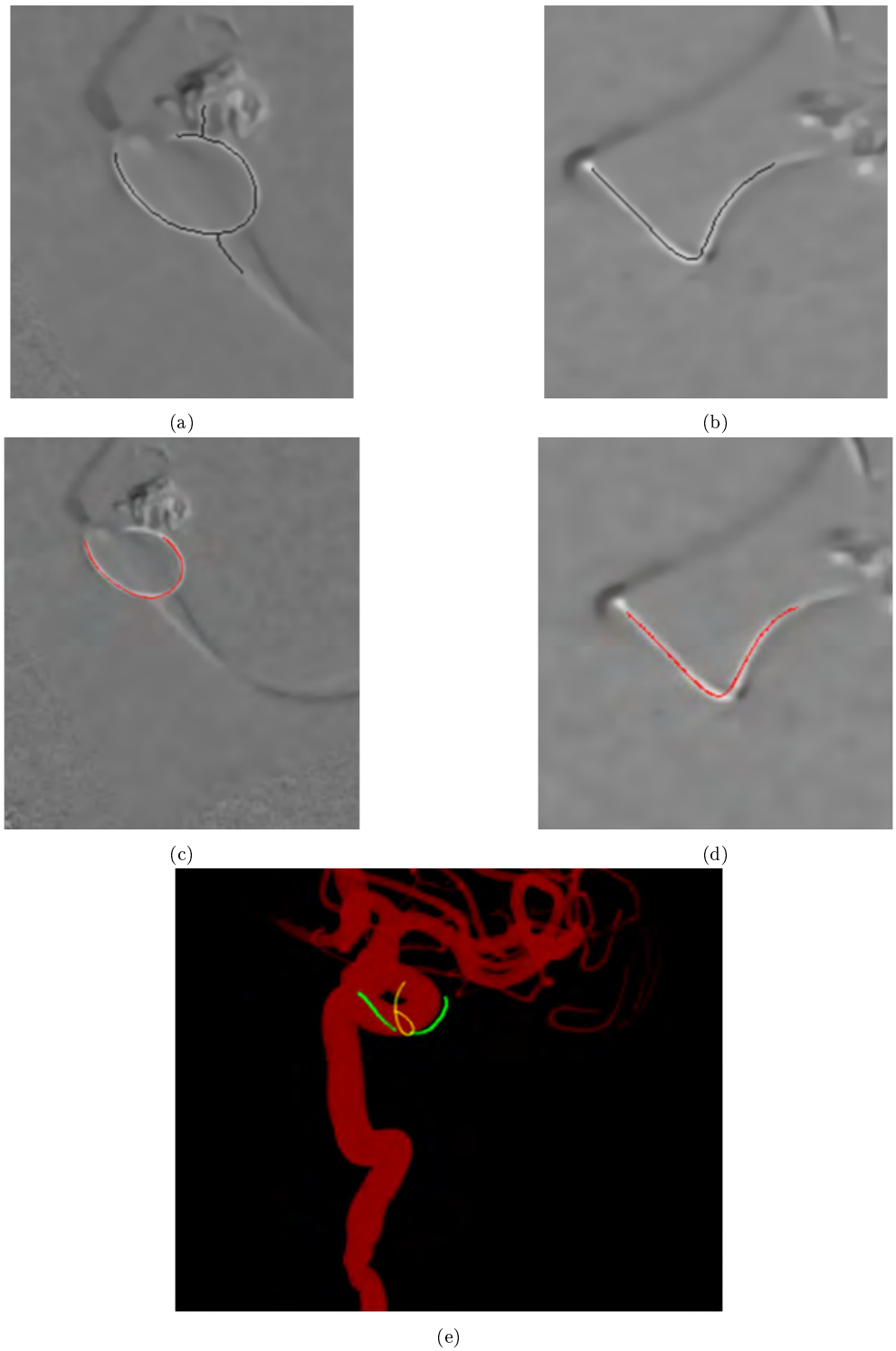


FIGURE 4.35 – Cas d'une reconstruction totalement ambigüe pour laquelle il existe deux solutions (courbes 3D verte et jaune) qui vérifient la contrainte d'unicité et qui sont toutes les deux aussi lisses. (a)(b) Résultat de la segmentation (squelette noir) affiché sur les images frontale et latérale filtrées et rectifiées. (c)(d) Reprojection de l'approximation B-spline du support 3D reconstruit (courbe rouge). (e) Le micro-guide reconstruit en 3D, recalé avec l'arbre vasculaire obtenu par une acquisition CBCT injectée en début d'intervention. Un des supports possibles peut clairement être rejeté comme extérieur aux vaisseaux.

#### 4.4.3.2 Cas du micro-coil

Nous avons testé les limites de notre méthode sur des courbes 3D plus complexes comme la courbe 3D d'un micro-coil se déployant en forme de pelote ou de ressort.

La Figure 4.36 montre l'exemple d'une reconstruction réussie d'un coil en tout début de déploiement où les spires sont distinctement visibles dans les deux images. Le découpage en bandes épipolaires donne une bande non-ambigüe et un groupe ambigu composé de 3 bandes ambigües. Les hypothèses 3D issues de ce groupe ambigu ont donné lieu à une complexité de 94 cliques maximales. Il est intéressant de remarquer ici que sans la contrainte $l_F = 2.0$, 207360 cliques maximales auraient alors dues être explorées.

Étant contraint à rester dans l'anévrisme, le micro-coil prend au fur et à mesure de son déploiement une forme 3D de plus en plus complexe et de plus en plus compacte. Cela se traduit en projection par un nombre de boucles et de superpositions de plus en plus élevé mais également par des spires devenant trop proches pour être distinguables les unes des autres. L'augmentation du nombre de boucles a pour effet d'augmenter le nombre de bandes épipolaires sur un même espace dans l'image et le nombre de fragments de courbe 2D qu'ils contiennent. Leur épaisseur diminue jusqu'au point où les hypothèses formées deviennent des points et non plus des fragments de courbe.

Nous montrons avec l'exemple de la Figure 4.37 les limites de notre méthode. La forte combinatoire qui résulte de cette configuration (4.37(c) et 4.37(d)) rend notre méthode inenvisageable pour une reconstruction temps-réel ou même rapide. Limiter la complexité en augmentant la valeur de $l_F$ pour limiter le nombre de bandes épipolaires, ne permet pas de disposer de suffisamment d'information pour pouvoir capturer la complexité du coil en 3D (4.37(e) et 4.37(f)).

## 4.5 Discussion

Notre avons détaillé un nouvel algorithme de reconstruction du support 3D d'une courbe simple non planaire à partir de deux projections segmentées. La reconstruction de ce support est obtenue par un processus de mise en correspondance de fragments de courbe projetées permettant la localisation de fragments 3D qui sont retenus ou rejetés par un critère géométrique favorisant leur alignement. L'intégration d'hypothèses non-ambigües dans le support recherché et l'utilisation d'une contrainte d'unicité d'appariement limitent la combinatoire du problème pour satisfaire le besoin clinique d'une reconstruction temps-réel.

### 4.5.1 Applications cliniques

Suites aux discussions menées avec des experts de la neuroradiologie du CHU de Nancy, un certain nombre d'applications cliniques sont ressorties au regard des résultats obtenus sur images cliniques, notamment lorsque l'image projective ne permet plus de comprendre la position du micro-guide dans l'anatomie environnante :

Bouger la chaîne image est une manière évidente de lever les ambiguïtés de la visualisation, mais l'orientation idéale n'est pas toujours atteignable du fait de l'encombrement de la salle ou des limitations mécaniques du système. Dans le cas du traitement de fistules durales ou médulaires, le praticien peut perdre beaucoup de temps avant de trouver une bonne incidence de visualisation de l'artère, la représentation 3D du guide apporterait donc un gain de temps important.

La représentation 3D du micro-guide aiderait aussi à comprendre pourquoi parfois le micro-guide n'avance pas dans l'artère, par exemple en montrant qu'il est fortement courbé, au point de se plier.

Il est courant de disposer d'une acquisition préalable 3D de l'arbre vasculaire recalée sur les incidences fluoroscopiques. Lorsque deux artères issues du même point de bifurcation se superposent en projection aux instruments, il est nécessaire de retirer le micro-guide pour injecter le produit de contraste par le micro-cathéter et identifier l'artère effectivement cathétérisée. La reconstruction du micro-guide fusionnée avec la 3D de l'arbre vasculaire permettrait d'identifier cette artère sans avoir à retirer le micro-guide.

Dans une perspective à plus long terme, la reconstruction 3D du guide à l'intérieur d'une image fonctionnelle 3D (typiquement IRM) apporterait une information cruciale au neuroradiologue qui pourrait

guider son instrument dans des territoires non plus seulement anatomiques mais fonctionnels et ainsi mieux anticiper les risques encourus, par exemple en cas de reflux d'un agent embolisant.

### 4.5.2 Robustesse

Les reconstructions de données simulées montrent que notre méthode est capable de reconstruire une courbe 3D dont les projections présentent de fortes courbures, des boucles ou encore des points de rebroussement. Pour ce dernier cas, une version 2 de l'algorithme tenant compte des superpositions est apparue plus adaptée.

Les résultats sur images cliniques d'un micro-guide segmentées automatiquement montrent aussi une certaine robustesse de l'algorithme aux erreurs de segmentation dues au bruit, telles que fausses détections et trous.

En revanche, les erreurs liées à des artéfacts de soustraction introduisent d'autres structures curvilignes que le guide dans l'image et mettent généralement notre algorithme de reconstruction en échec. La contrainte d'une bonne soustraction n'est cependant pas très restrictive : dans une séquence d'image fluoroscopique de guide, il est aisé de construire un masque. Il n'y a pas d'obstacle rédhibitoire à l'acquisition d'un tel masque à tout moment de l'intervention en cas de bougé patient, même si bien sûr, le masque idéal est celui qui ne contient pas du tout le guide ; en effet dans le cas contraire, on n'aura accès qu'à la partie en mouvement du guide, qui est la partie d'intérêt. Ce point acquis, le niveau de bruit est la seconde source d'erreurs de par son impact sur la segmentation.

La robustesse de la reconstruction dépend donc de la chaîne image et des traitements de réduction de bruit, la reconstruction étant presque toujours correcte si la segmentation l'est.

### 4.5.3 Améliorations

Deux directions se présentent à nous pour améliorer les résultats : d'une part rendre la reconstruction 3D moins sensible aux erreurs présentes sur les images projectives segmentées, d'autre part améliorer la qualité de la segmentation, qui dépend elle-même de la qualité des images à segmenter.

Dans la perspective de preuve de concept de ce travail, nous avons analysé la chaîne image sans la modifier, ni l'optimiser. Par exemple, le filtrage temporel appliqué par le système est apparu inadapté à cause de l'introduction d'artéfacts de mouvement du guide. Cela veut dire qu'en termes de développement industriel, la reconstruction doit avoir accès aux images avant que ne soient appliqués les traitements requis pour l'affichage des images. En contrepartie, le niveau de bruit des images à traiter devient plus élevé. Nous avons cependant montré en simulation que notre algorithme de débruitage reste performant à des niveaux de bruit supérieurs à une acquisition fluoroscopique standard avec filtrage temporel. On peut donc considérer que la méthode dispose d'une marge de progression par optimisation de la chaîne image pour les étapes de débruitage et segmentation précédant la reconstruction 3D du micro-guide en fonction de l'application clinique visée.

L'absence d'erreurs de segmentation permet de modéliser plus de situations projectives ambigües d'une courbe 3D. En effet, nous avons montré en simulation que les superpositions telles les points de rebroussements peuvent être prises en compte explicitement avec la version 2 de notre algorithme permettant ainsi d'en améliorer les performances. Cette version de l'algorithme n'est cependant pas robuste aux erreurs de segmentation et, quelle que soient les améliorations apportées à la chaîne image pour améliorer le résultat de la segmentation, on ne peut garantir qu'il n'y aura jamais aucune erreur de segmentation. Il est donc nécessaire d'agir au niveau de notre algorithme de reconstruction pour en améliorer la robustesse et rendre alors possible l'utilisation de la version 2 en présence d'erreurs de segmentation.

Ces erreurs font que le support recherché ne figure pas forcément parmi l'ensemble des supports candidats générés. En pratique, on remarque que le support recherché reste généralement inclus dans l'un des supports générés. En termes de graphe, le support recherché peut donc correspondre à une clique du graphe qui, dans un contexte bruité, n'est pas nécessairement maximale comme nous l'avons considéré jusqu'à présent. Il y a donc un compromis à trouver entre la quantité de recouvrement du support avec

la segmentation et la continuité spatiale entre les fragments 3D qui composent ce support. En pratique, nous avons pu remarquer qu'à l'étape de recherche du chemin optimal au sein d'une clique maximale, les hypothèses erronées ont tendance à être reléguée en fin de chemin. Ce comportement est directement lié à l'approche PPV et pourrait alors être exploité dans une stratégie visant à retirer ces hypothèses du graphe.

Un deuxième axe d'amélioration porte sur l'identification de fragments 3D non-ambigus sur lesquels notre algorithme s'appuie pour trouver le support global de la courbe. Notre hypothèse de départ stipule que les cas de correspondance unique entre deux fragments 2D donnent effectivement lieu à des fragments 3D non-ambigus. Le cas échéant, des stratégies alternatives peuvent être appliquées. La plus naïve serait de générer des supports avec et sans le fragment ambigu en question, mais la combinatoire résultante serait rédhibitoire à une application temps réelle. Une alternative plus réaliste d'introduire une contrainte supplémentaire de continuité figurale entre les fragments 2D. Elle permettrait de gérer le cas où le fragment non-ambigu est issu de l'appariement d'un fragment de guide avec une fausse détection ou de deux fragments de guide qui ne se correspondent pas. Lorsque le fragment non-ambigu est issu de l'appariement de deux fausses détections, la continuité figurale ne permet pas de résoudre le problème.

Par ailleurs, la configuration spatiale du guide est contrainte par les vaisseaux. Nous avons vu qu'une application clinique repose sur la connaissance a priori de l'arbre artériel. Le support du guide étant inclus dans celui de l'arbre vasculaire qui est lui-même parcimonieux dans l'espace 3D, on a là une contrainte beaucoup plus forte du problème qui devrait réduire la combinatoire et permettre en contrepartie d'utiliser des hypothèses de correspondances moins fortes.

Enfin, même si la fluoroscopie est un flux vidéo, la reconstruction est accessible à partir de deux images seulement, sans référence aux images précédentes. Une approche de reconstruction simultanée de plusieurs positions du guide permettrait l'intégration d'une régularisation temporelle pour contraindre davantage le problème.

Outre les pistes d'augmentation de la robustesse mentionnées, deux étapes post-reconstruction sont à améliorer : le raffinement de la position de l'extrémité distale du guide en 3D et le raffinement de la courbe 3D globale passant par le support 3D reconstruit.

Pour être performant, notre algorithme peut retirer certaines bandes épipolaires du traitement dont l'une d'entre elles peut contenir l'extrémité distale du guide qui ne sera alors pas reconstruite. Également si la version 1 de l'algorithme est utilisée alors que l'extrémité distale est superposée à une autre partie du micro-guide, la partie superposée qui contient l'extrémité du guide ne sera pas reconstruite. Pour remédier à ces problèmes, on peut envisager une procédure visant à étendre le support sélectionné par notre algorithme avec le fragment 3D qui contient l'extrémité.

De manière plus générale, le support sélectionné par notre algorithme est composé de fragments de courbe 3D ordonnés et orientés. Ce support peut être approché par une représentation continue par B-spline du micro-guide. Une procédure d'approximation de la courbe 3D qui tiendrait compte de sa reprojection dans les images serait néanmoins plus adaptée [Martinsson et al., 2007, Schenderlein et al., 2010, Kahl and August, 2003] pour combler les trous entre les fragments. Une condition sur l'extrémité distale identifiée précisément dans les projections permettraient aussi de mieux contraindre l'approximation. Le support de la courbe 3D fourni par notre algorithme étant déjà très proche de la courbe 3D recherchée, nous pensons que ces méthodes d'approximations seront peu coûteuses en temps de calcul.

### 4.5.4 Limitations

Il est difficile de démontrer qu'il n'existe aucune configuration du système relative à la forme du guide donnant lieu à des ambiguïtés non gérées par notre algorithme. Nous pensons néanmoins qu'elles sont rares et détectables (plusieurs solutions sont trouvées). Plusieurs options ont été envisagées dans la littérature pour éliminer de tels ambiguïtés : tenir compte d'un a priori sur l'arbre vasculaire [Brückner et al., 2009] ou encore tenir compte d'un a priori de régularité temporelle en 3D [Brückner et al., 2009, Schenderlein et al., 2010]. Une autre option envisageable serait d'effectuer, en dernier recours, un

petit déplacement du système.

On note malheureusement qu'il en va tout autrement du coil. Il s'agit maintenant de reconstruire une forme complexe aux superpositions multiples. Les limites de notre algorithme sont atteintes dès lors que la combinatoire associée à un groupe ambigu devient trop élevée. Comme nous avons pu le voir avec un coil en cours de déploiement, de nombreuses boucles en projection entraînent l'explosion combinatoire par cumul d'un nombre élevé de bandes épipolaires et d'un nombre élevé de fragments à traiter dans chaque bande.

Une approche consistant à ne reconstruire que ce qui a changé entre deux images consécutives du coil a été envisagée pour éviter la complexité combinatoire. Une telle approche atteint cependant très rapidement ses limites dans la mesure où, au cours de son déploiement, un coil peut passer d'une forme à une autre avec des changements très rapides tel que la forme du coil peut ne plus rien avoir avec celle observée à l'image précédente. Une approche stéréoscopique à deux vues n'est donc clairement pas suffisante alors qu'on ne dispose que de deux chaînes images.

La reconstruction 3D d'un coil en cours de déploiement nécessiterait donc de bouger l'un au moins des arceaux pour multiplier les points de vue permettant alors de contraindre plus fortement le problème d'appariement (e.g. par un processus de validation d'une hypothèse par reprojection dans une troisième ou n-ième vue [Ayache and Sander, 1991]). Néanmoins, une telle approche pose un nouveau problème : celui de disposer d'un masque pour chaque nouveau point de vue rendant l'étape de soustraction beaucoup plus coûteuse et contraignante. Sans soustraction, la segmentation d'un coil n'est plus réduite à une étape de débruitage, mais à une classification des pixels de l'image distinguant ceux appartenant au métal du coil de ceux appartenant aux structures osseuses. Si cette distinction est aisée en 3D, elle l'est beaucoup moins dans les images projectives où les superpositions de structures osseuses atteignent des densités équivalentes à celles du coil.

Une fois le coil déployé (ou a un stade avancé de déploiement), de trop nombreuses superpositions empêchent par ailleurs de distinguer les structures curvilignes associées au spires du coil dans l'image. De plus, lorsque les spires apparaissent serrées selon un point de vue donné, c'est généralement aussi le cas pour tous les autres points de vue. Les spires du coil, ne pouvant plus être distinguées les unes des autres, l'approche de reconstruction par mise en correspondance de fragments de courbe se réduit à une approche de reconstruction par mise en correspondance de points qui, bien que pouvant permettre de recouvrer une enveloppe 3D approximative du coil, ne permettra jamais d'en recouvrer les spires 3D.

On voit donc qu'il n'est pas possible de généraliser par multiplication des points de vue l'approche stéréoscopique développée pour la reconstruction d'un guide à celle d'un coil. Nous nous tournerons donc vers la reconstruction tomographique, méthode de reconstruction 3D d'un objet quelconque, que l'on sait robuste à la condition que les données soient échantillonnées suffisamment finement en angle et non tronquée. Dans notre contexte, cette robustesse va être mise à l'épreuve par la diminution du nombre de vues. L'hypothèse de parcimonie, permettra de contraindre très efficacement le problème tomographique pour la catégorie des objets parcimonieux, catégorie bien adaptée aux coils.

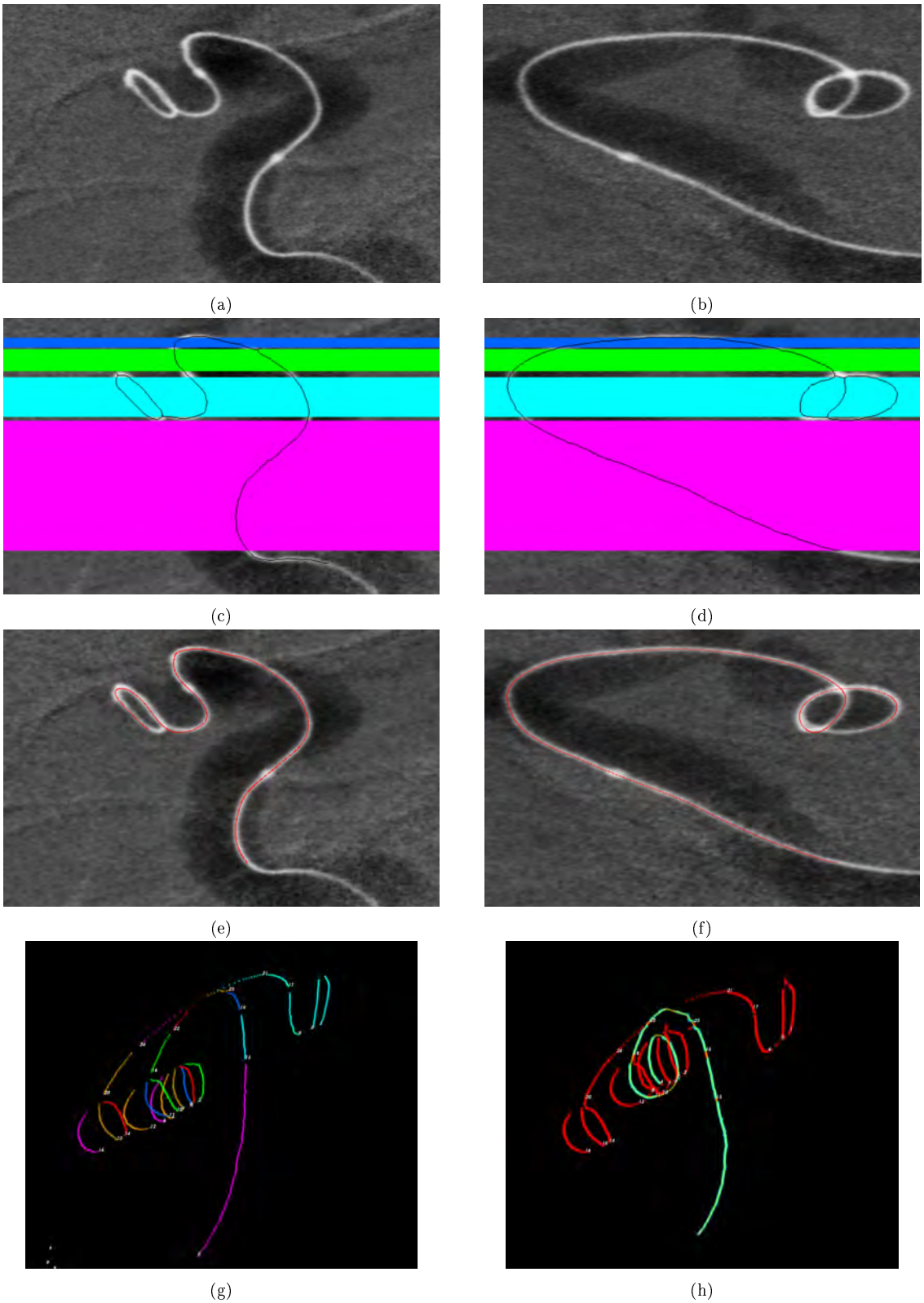
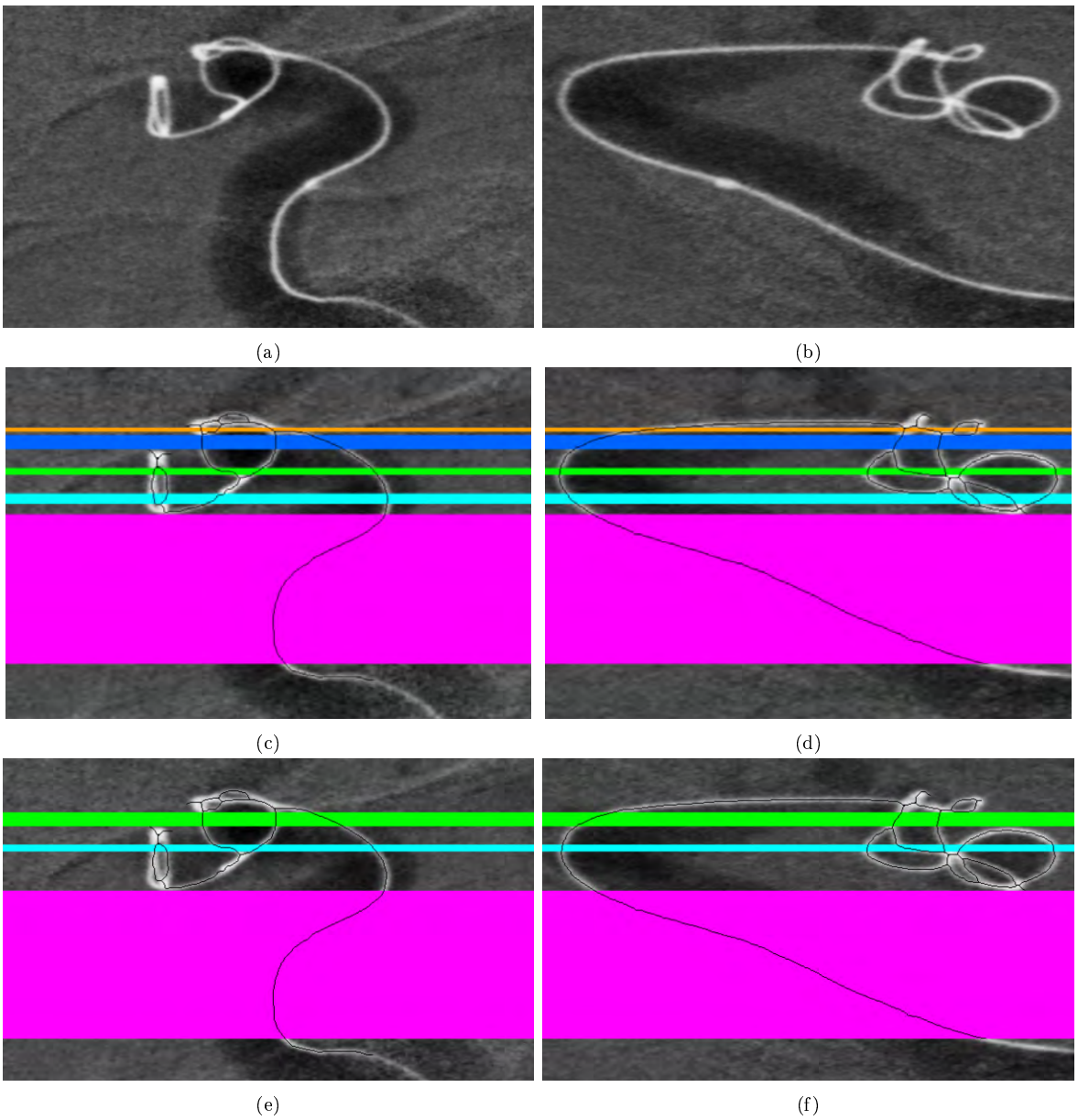


FIGURE 4.36 – Reconstruction d'un coil en début de déploiement (a)(b) Projections rectifiées frontale et latérale du coil. (c)(d) Résultats de la segmentation et du découpage épipolaire. (e)(f) Reprojections de la courbe 3D reconstruite (g) Ensemble des hypothèses 3D où chaque fragment de courbe 3D d'une couleur représente une hypothèse différente numérotée. (h) Les hypothèses bleues par lesquelles passe une courbe lisse (jaune) désignent le support sélectionné. Au total, 94 cliques maximales ont été explorées sur cette exemple



(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

FIGURE 4.37 – Exemple d'un cas de reconstruction complexe d'un coil (a)(b) Projections rectifiées frontale et latérale (c)(d) Résultat de la segmentation et du découpage épipolaire avec $E_b = 2$ et $l_F = 1.5$. Il y a ici 31 104 000 cliques maximale à explorer. (e)(e) Résultat de la segmentation et du découpage épipolaire avec $E_b = 2$ et $l_F = 2$. Il y a ici 4320 cliques maximale à explorer.

# 5

# Reconstruction d'un micro-coil avec un système biplan

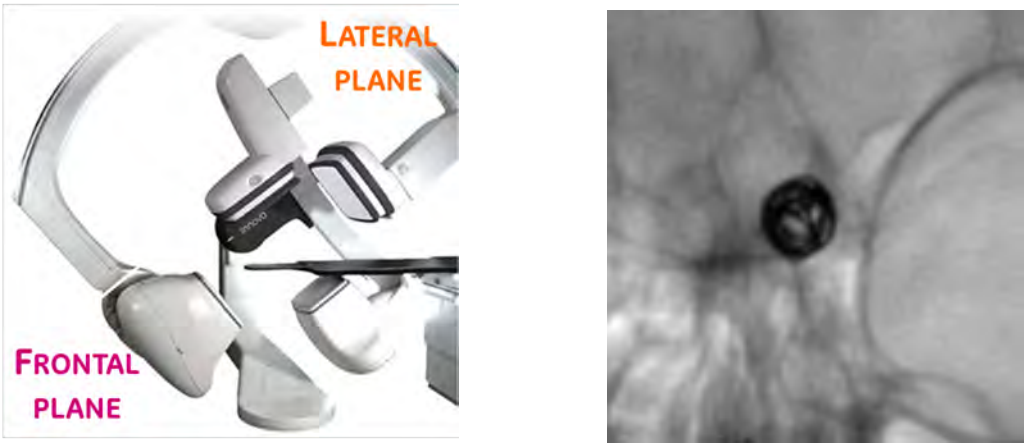
## Sommaire


**5.1 Acquisitions tomographiques sur système interventionnel . . . . . 128**
5.1.1 Acquisition tomographique standard . . . . . 128
5.1.2 Acquisitions rapides . . . . . 130
**5.2 Reconstructions analytiques . . . . . 130**
5.2.1 La transformée de Radon 2D . . . . . 131
5.2.2 Inversion de la transformée de Radon 2D . . . . . 132
5.2.3 La transformée rayons X . . . . . 132
5.2.4 Inversion de la transformée rayons X . . . . . 133
**5.3 Echantillonnage . . . . . 134**
5.3.1 L'échantillonnage radial . . . . . 134
5.3.2 L'échantillonnage angulaire . . . . . 135
5.3.3 Reconstruction de données limitées . . . . . 138
**5.4 Reconstructions itératives . . . . . 138**
5.4.1 Discrétisation et critère de fidélité aux mesures . . . . . 138
5.4.2 Information a priori . . . . . 139
5.4.3 Minimisation . . . . . 143
**5.5 Reconstruction d'un micro-coil . . . . . 146**
5.5.1 Discrétisation . . . . . 146
5.5.2 Algorithme mis en œuvre . . . . . 146
5.5.3 Expériences . . . . . 148
5.5.4 Résultats . . . . . 150
**5.6 Discussion . . . . . 156**


La dernière partie de cette thèse est dédiée à la reconstruction 3D d'un micro-coil. Bien que les coils soient des objets curvilignes comme les micro-guides, une fois déployés dans l'anévrisme, ils prennent une forme de pelote (voir Figure 5.1(b)) de sorte qu'une modélisation telle que présentée pour le micro-guide est impossible à mettre en œuvre, cela quel que soit le nombre d'incidences projectives utilisées. En tomographie, la complexité d'un objet imagé par rayons X n'est plus un problème pour sa reconstruction dès lors que le nombre et la répartition des incidences de projection respectent certaines conditions. Néanmoins, la reconstruction 3D d'un micro-coil n'est cliniquement avantageuse que si les projections peuvent être acquises rapidement pour un coût en dose comparable à celui d'une fluoroscopie. Ce n'est pas le cas avec les trajectoires en arc de cercle utilisées sur un système biplan, ne serait-ce que parce qu'il est nécessaire de ranger l'arceau latéral au fond de la salle afin que l'arceau frontal puisse tourner librement sur 200°. Nous proposons donc des mouvements de plus petite envergure pour l'arceau frontal afin que

l'arceau latéral puisse rester en place, et d'acquérir moins que les 150 projections usuelles, pour limiter la dose. Trois modes d'acquisitions sont étudiés qui correspondent chacun à un sous-échantillonnage différent de la trajectoire tomographique circulaire standard. Une reconstruction analytique de ces acquisitions ne faisant pas d'a priori sur l'objet à reconstruire produit des images fortement dégradées. Les méthodes de reconstruction itératives et plus particulièrement les méthodes dérivées de la théorie du *compressed-sensing* permettent d'intégrer des contraintes de parcimonie pour reconstruire des structures parcimonieuses intenses telles que des vaisseaux, avec un nombre de projections largement inférieur à une acquisition standard [Langet et al., 2015]. Partant de l'hypothèse qu'un micro-coil en pelote peut être considéré comme occupant l'espace de façon parcimonieuse, nous étudions l'applicabilité de la contrainte de parcimonie à la reconstruction des trois modes d'acquisition envisagés. Nous intégrons une contrainte supplémentaire de continuité du micro-coil dans l'espace 3D, qui s'applique grâce à un filtrage de diffusion tensoriel, extension 3D des filtres précédemment introduits pour la segmentation d'un micro-guide.

Nous commençons par décrire le mode d'acquisition tomographique courant des systèmes vasculaires, et ceux plus rapides envisagés pour un micro-coil (Sec. 5.1). Nous rappelons brièvement les résultats mathématiques à la base des algorithmes de reconstruction analytique utilisés en clinique (Sec. 5.2). Les contraintes d'échantillonnage et les différentes catégories de problèmes issus du sous-échantillonnage en tomographie sont revus (Sec. 5.3). Pour appliquer parcimonie et continuité, nous nous concentrons sur l'approche hiérarchique de reconstruction itérative en CBCT proposée dans [Langet et al., 2015] (Sec. 5.4). La performance des algorithmes appliqués est ensuite évaluée. (Sec. 5.5).




(a) (b)

FIGURE 5.1 – (a) Système GE Healthcare IGS 630 biplan. (b) Projection rayons X d'un micro-coil intracrânien

## 5.1 Acquisitions tomographiques sur système interventionnel

### 5.1.1 Acquisition tomographique standard

Pour effectuer une acquisition tomographique, on fait tourner l'arceau frontal selon les angles anatomiques LAO/RAO (i.e. angles oblique antérieur gauche et droit) pour décrire une rotation de 200° dans le plan axial $(x, y)$ orthogonal à l'axe du lit $z$. Cette acquisition en rotation s'appelle spin 3D. Avec un système biplan, l'arceau latéral doit se retirer pour permettre la rotation du système frontal. Le positionnement et les mouvements de rotation de l'arceau frontal sont maîtrisés avec précision pour satisfaire les exigences de l'imagerie CBCT. Une telle précision n'est pas actuellement garantie sur l'arceau latéral qui est conçu pour répondre à des contraintes mécaniques différentes : il est monté sur un rail au plafond, son tube dispose d'un ascenseur, sa rotation se fait par glissement le long du C et non par rotation du C, sa vitesse de rotation maximale n'est que de $10°/s$.

L'acquisition d'un spin est cependant un élément perturbateur dans le déroulement d'une thérapie. L'acquisition ne peut se faire qu'autour de l'axe de la table, le long duquel le système doit être aligné. La zone d'intérêt doit être vue dans toutes les incidences de la rotation, donc placée à l'isocentre. Aucun obstacle ne doit être présent sur la trajectoire du tube et du détecteur. Pour s'en assurer, une phase de test à vitesse réduite est effectuée. D'autres déplacements de la table peuvent être requis pour passer le test avec succès. Sur un système biplan, le retrait et le repositionnement du plan latéral ajoute à la complexité de l'acquisition. La fréquence d'acquisition des images est de 30 à 50 images par seconde maximum pour une vitesse maximale de rotation de $40°/s$. La vitesse la plus élevée est requise pour limiter le risque de bouger patient et utiliser le minimum de produit de contraste injecté. En contre-partie le nombre d'images est réduit. Pour des acquisitions à contraste dilué ou sans injection de contraste, on tourne plus lentement pour augmenter le nombre total d'images acquises, ce qui augmente la résolution en contraste du CBCT.

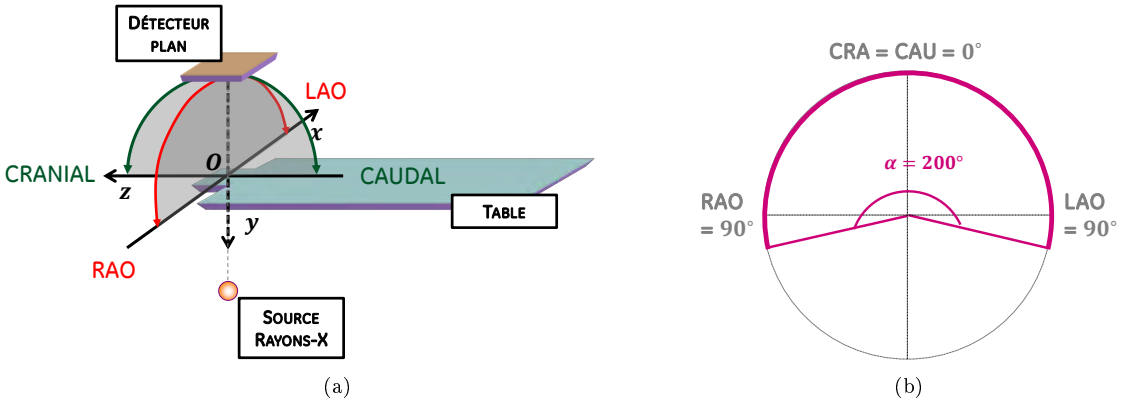



FIGURE 5.2 – (a) Mouvements de l'arceau frontal selon les axes RAO/LAO gauche-droite et CRA/CAU cranio-caudal autour de l'iso-centre $O$. (b) Couverture angulaire d'une acquisition tomographique.

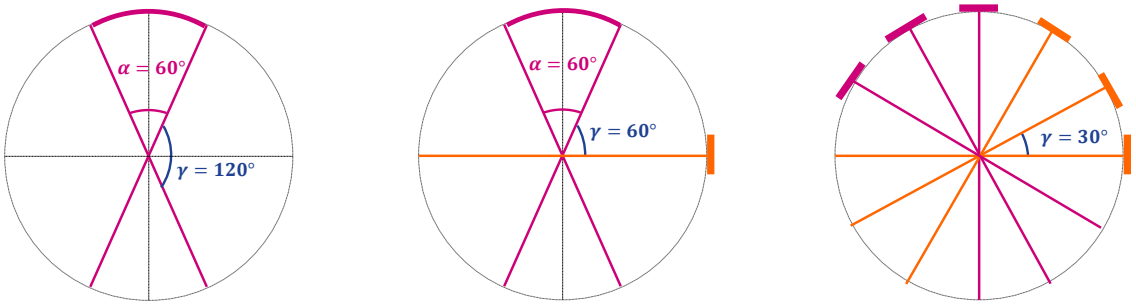
Les différents échantillonnages angulaires ainsi disponibles sont récapitulés dans le Tableau 5.1. L'imagerie d'un micro-coil implique donc un processus complexe et disruptif, un minimum de 150 images, et une injection de produit contraste pour voir la circulation sanguine au contact du coil. Cet examen n'est donc pratiqué qu'en toute fin de procédure pour contrôler la thérapie et confirmer qu'elle est bien terminée. Aux phases intermédiaires, le médecin utilise l'imagerie projective qui requiert moins de dose, peu de produit de contraste et aucun déplacement du patient. Mais comme l'imagerie projective ne donne pas accès à toute l'information, des configurations particulières du déploiement d'un coil peuvent être difficiles à évaluer, requérant soit beaucoup d'essais d'angulations projectives successives, soit une acquisition de spin 3D, pour s'assurer que le positionnement du coil est celui souhaité.

| **Paramètres** | **Innova** | **IGS** |
|---|---|---|
| Nombre d'images par seconde | 30 | 50 |
| Vitesses de rotation | 10°/s - 20°/s - 40°/s | 16,5°/s - 28°/s - 40°/s |
| Temps d'acquisition | 20s - 10s - 5s | 12s - 7s - 5s |
| Nombre de projections | 600 - 300 - 150 | 600 - 350 - 250 |
| Couverture angulaire | 200° | 200° |

TABLE 5.1 – Echantillonnages uniformes possibles avec les systèmes vasculaire Innova et IGS

### 5.1.2 Acquisitions rapides

Trois modes alternatifs pour acquérir rapidement et facilement un ensemble limité de projections et reconstruire toute l'information utile de configuration d'un coil ont été étudiés. Chacun correspond à un sous-échantillonnage angulaire d'une acquisition tomographique standard (voir Figure 5.2)




(a) $P_0$ (b) $P_1$ (c) $P_2$

FIGURE 5.3 – Modes d'acquisition : (a) $P_0$ correspond à une rotation de l'arceau frontal en angle limité avec une ouverture angulaire maximale $\alpha = 60°$, (b) $P_1$ augmente $P_0$ d'une projection latérale supplémentaire (orange), (c) $P_2$ correspond à un sous-échantillonnage uniforme (pas angulaire $\gamma = 30°$).

1. Le mode d'acquisition $P_0$ ne couvre qu'une ouverture angulaire limitée sur laquelle l'échantillonnage angulaire est uniforme et égal à celui d'une acquisition CBCT standard. Pour le biplan, l'ouverture angulaire maximale mécaniquement atteignable est de 60°.
2. Le mode $P_1$ (Figure 5.3(b)) ajoute au modèle $P_0$ une unique projection acquise par l'arceau latéral.
3. Le mode $P_2$ (Figure 5.3(c))correspond au cas de figure où les deux arceaux entreraient en rotation simultanément pour reproduire la trajectoire tomographique. Il en résulte une couverture angulaire complète avec un échantillonnage angulaire uniforme. Ce mode d'acquisition ne devient véritablement intéressant que si un petit nombre de projections suffit.

Il est bien connu que la tomosynthèse, comme les deux autres schémas proposés, ne mesure pas suffisamment d'information pour reconstruire intégralement l'information tri-dimensionnelle d'une structure. Seul un a priori fort sur l'objet à reconstruire peut compenser le manque d'information. Nous avons montré que l'a priori de courbe 3D est suffisant pour la reconstruction stéréoscopique à partir de seulement deux vues. Nous ne savons pas mettre en œuvre une technique équivalente pour l'a priori "pelote 3D". En revanche, le caractère parcimonieux de la disposition d'une pelote dans l'espace est un a priori très fort pour la tomographie. Nous nous proposons donc d'évaluer les performances des reconstructions tomographiques avec contrainte de parcimonie pour reconstruire un coil à partir des trois modes d'acquisition proposés. Dans la suite, nous rappelons donc les résultats principaux fixant les conditions d'échantillonnage pour la reconstruction tomographique sans contrainte, reconstruction dite analytique, puis nous décrivons la reconstruction sous contraintes, reconstruction dite itérative car elle correspond toujours à un algorithme de résolution d'un problème d'optimisation.

## 5.2 Reconstructions analytiques

Le formalisme mathématique de la tomographie par la transformée de Radon 2D et son inversion analytique fait l'objet de nombreux ouvrages auxquels nous référons le lecteur pour plus de détails [Kak and Slaney, 1988, Fessler, 2009]. Nous rappelons ici les résultats nécessaires à la compréhension de la démarche proposée.

### 5.2.1 La transformée de Radon 2D

Soit $(O, x, y)$ un repère fixe et $(O, u, v)$ un repère tournant d'angle $\phi$ tel que :

$$\begin{cases} u &= x\cos\phi + y\sin\phi \\ v &= -x\sin\phi + y\cos\phi \end{cases} \tag{5.1}$$

On note $p(u, \phi)$ l'intégrale 1D de $f$ à l'angle $\phi$ telle que :

$$p(\phi, u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(u, v)dv \tag{5.2}$$

Le théorème du profil central établit que la transformée de Fourier 1D de $p$ à l'angle $\phi$, notée $[\mathcal{F}_{1D}p](k_u, \phi)$, est égale au profil passant par 0 de la transformée de Fourier 2D de $f$ notée $[\mathcal{F}_{2D}f](k_x, k_y)$ à ce même angle. On note alors :

$$[\mathcal{F}_{1D}p](k_u, \phi) = [\mathcal{F}_{2D}f](k_x, k_y) \text{ avec } \begin{cases} k_x &= k_u\cos\phi \\ k_y &= k_u\sin\phi \end{cases} \tag{5.3}$$

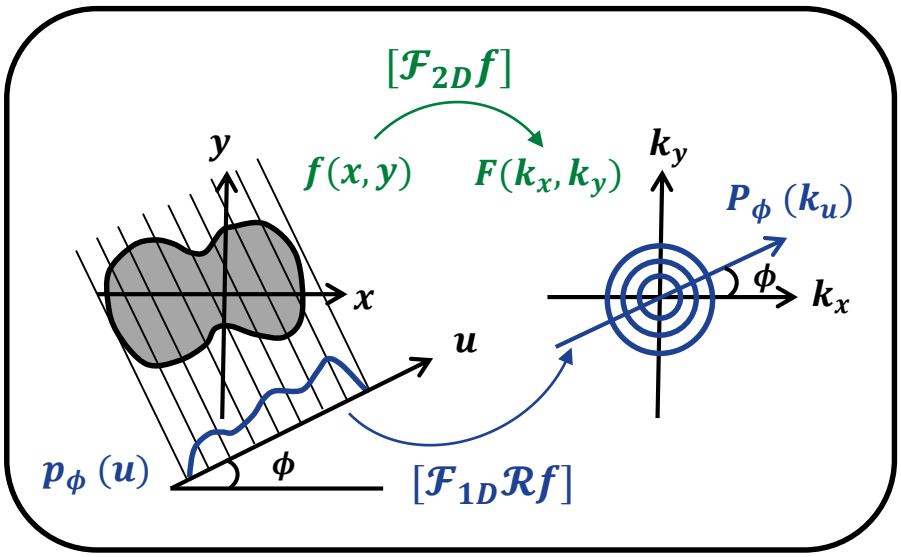



FIGURE 5.4 – Illustration du théorème du profil central.

Comme l'illustre le schéma de la Figure 5.4, la transformée de Fourier 1D d'une projection d'angle $\phi$ correspond dans la transformée de Fourier 2D de $f$ à une ligne d'angle $\phi$ passant par l'origine. On définit donc la transformée de Radon 2D $\mathcal{R}f$ de $f$ comme l'ensemble des intégrales $p(u, \phi)$ telles que $\phi \in [0, \pi[$ et $u \in ]-\infty, +\infty[$ qui échantillonne intégralement $f$ dans le plan de Fourier. Dans la pratique, pour un objet inclus dans un cercle de rayon $r$ centré en $O$, il suffit d'échantillonner $u$ sur $]-r, +r[$. On appelle aussi *sinogramme* l'image $p(u, \phi)$ car tout point $(x_0, y_0)$ de $f$ se projette en $u(x_0, y_0)$ qui est une sinusoïde quand $\phi$ varie.

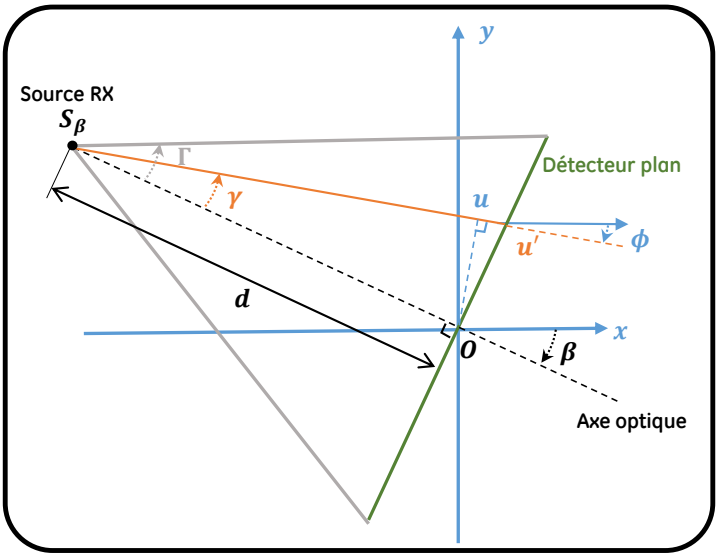



FIGURE 5.5 – Géometrie d'un faisceau divergent 2D

### 5.2.2 Inversion de la transformée de Radon 2D

Du théorème du profil central on déduit la méthode des rétro-projections filtrées (FBP pour *Filtered Back-Projection*) qui est à la base des algorithmes de reconstruction utilisés sur un système interventionnel.

On écrit les égalités suivantes :

$$\begin{aligned} f(x,y) &= \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} [\mathcal{F}_{2\mathrm{D}} f](k_x,k_y) e^{i2\pi(k_x x + k_y y)} \mathrm{d}k_x \mathrm{d}k_y \\ &= \int_0^{2\pi} \left[ \int_{-0}^{+\infty} [\mathcal{F}_{2\mathrm{D}} f](k_u\cos\phi, k_u \sin\phi) e^{i2\pi(k_u(x\cos\phi + y\sin\phi))} k_u \mathrm{d}k_u \right] \mathrm{d}\phi \\ &= \int_0^{\pi} \left[ \int_{-\infty}^{+\infty} [\mathcal{F}_{1\mathrm{D}} \mathcal{R} f](k_u,\phi) e^{i2\pi k_u u} |k_u| \mathrm{d}k_u \right] \mathrm{d}\phi \end{aligned} \tag{5.4}$$

où $|k_u|$ est le filtre rampe et l'intégration sur $[0,\pi]$ est appelée rétro-projection, qui est aussi l'opérateur *adjoint* de la transformée de Radon.

### 5.2.3 La transformée rayons X

Sur un système interventionnel, le faisceau de rayons X diverge depuis un point source $S$ de l'espace 3D de repère $(O,x,y,z)$. Les lignes d'intégration considérées vont de $S$ vers un plan de repère $(O',u',v')$ où $O'$ est la projection orthogonale de $S$ sur l'axe $u'$. La collimation du faisceau le restreint à un cône de demi-angle $\Gamma$ de section carré sur le détecteur. La droite passant par $S$ et $O'$ s'appelle axe optique. Pour simplifier la présentation, on suppose aussi que $S$, $O$ et $O'$ sont toujours alignés. On note $d$ la distance de $S$ à $O$ et $D$ la distance de $S$ à $O'$. Cette géométrie introduit un facteur de magnification égal à $D/d$. On considère alors un détecteur virtuel passant par $O$ qui ne diffère du détecteur réel que par un facteur de magnification.

Quand ce cône est mis en rotation, on parle de tomographie conique que l'on formalise mathématiquement par la transformée rayons X. On se limite ici au cas des systèmes interventionnels où la rotation

de $S_\beta$ est un arc de cercle dans le plan $(O, x, y)$ tel que $O$ est le centre de la rotation, $z$ l'axe de rotation et $\beta$ l'angle entre l'axe optique et l'axe $x$. Le détecteur virtuel est lui supposé tel que son axe $u'$ reste dans le plan $(O, x, y)$ et donc que l'axe $v'$ est parallèle à $z$.
On note $p_{S_\beta}(u', v')$ l'intégrale 1D de $f$ le long du segment partant de $S(\beta)$ et passant par $(u', v')$ telle que :

$$p_{S_\beta}(u', v') = \int_0^{+\infty} f(s)ds \tag{5.5}$$

avec $s \in [0, +\infty]$ abscisse de tout point du segment, avec $s = 0$ au point $S(\beta)$.

Restreignons tout d'abord l'analyse aux intégrales mesurées dans le plan de rotation de la source ($v' = 0$) qui forme un faisceau divergent 2D de demi-angle $\Gamma$ dans le plan $(O, x, y)$ tel qu'illustré sur le schéma de la Figure 5.5. On montre qu'à l'angle $\beta$, la ligne d'intégration $p_{S_\beta}(u', \gamma)$ correspond à la ligne d'intégration de la transformée de Radon 2D $p(u, \phi)$ tel que :

$$\begin{cases} \phi &= \beta + \gamma \\ \\ u &= u' \cos\gamma \end{cases} \tag{5.6}$$

où l'angle $\gamma \in [-\Gamma, \Gamma]$ est l'angle entre l'axe optique et la ligne d'intégration de $S_\beta$ à $u'$. Cette transformation montre que la valeur $u'$ correspond au même $u$ quelle que soit la rotation du faisceau et que si la rotation est effectuée sur 360°, la transformée de Radon 2D sera acquise pour $u \in ]-D\tan\Gamma, +D\tan\Gamma[$ et $\phi \in [0, 2\pi[$, soit exactement deux fois. Un système C-arm ne peut pas effectuer un mouvement de rotation circulaire sur 360°. Pour une rotation de 180°, par exemple $\phi \in [0, \pi[$, on voit que chaque mesure du faisceau divergent 2D ne couvre pas les mêmes 180°. On montre que la rotation minimale nécessaire est en fait de 180° plus deux fois le demi-angle $\Gamma$ pour que chaque mesure ait vu le même intervalle minimal de 180°. En pratique une rotation de 200° est effectuée par le système vasculaire.

### 5.2.4 Inversion de la transformée rayons X

Il a été montré par Tuy [Tuy, 1983] qu'en géométrie conique, pour qu'une coupe puisse être reconstruite exactement, il est nécessaire que le plan contenant la coupe intersecte au moins une fois la trajectoire du point source $S$. Il a été montré par Smith [Smith et al., 1973] que cette condition est également suffisante. Cette condition suppose que les structures reconstruites sont entièrement observables dans l'ensemble des projections (pas de troncation). Dans un volume CBCT, seule la coupe transaxiale centrale vérifie la condition de Tuy-Smith car elle contient le plan dans lequel est inscrit la trajectoire circulaire du point focal. Dans ce volume, plus une coupe transaxiale est éloignée de la coupe centrale le long de l'axe $z$, plus sa reconstruction sera approximative car une partie de l'espace de Fourier ne sera pas échantillonné. On notera cependant qu'il existe des trajectoires qui vérifient la condition Tuy comme celle en spirale qui est utilisée dans les scanners [Buzug, 2008].

L'extension de la méthode FBP à la tomographie conique est due à Feldkamp, Davis & Kress et est abréviée en FDK [Feldkamp et al., 1984] qui est l'algorithme de reconstruction standard utilisé sur les systèmes interventionnels.

Son expression analytique est donnée par :

$$\begin{cases} f_{\mathrm{FBP}}(x,y,z) & = \displaystyle\int_0^{\pi} \frac{1}{w(x,y,\beta)^2}[p'_\beta * h](u',v')\mathrm{d}\beta \\ \beta & = \arctan(u'/D) \\ w(x,y,\beta) & = \dfrac{D + x\sin\beta - y\cos\beta}{D} \\ p'(u',v') & = \left(\dfrac{D}{\sqrt{D^2+u'^2+v'^2}}D\right).p(u',v') \end{cases} \tag{5.7}$$

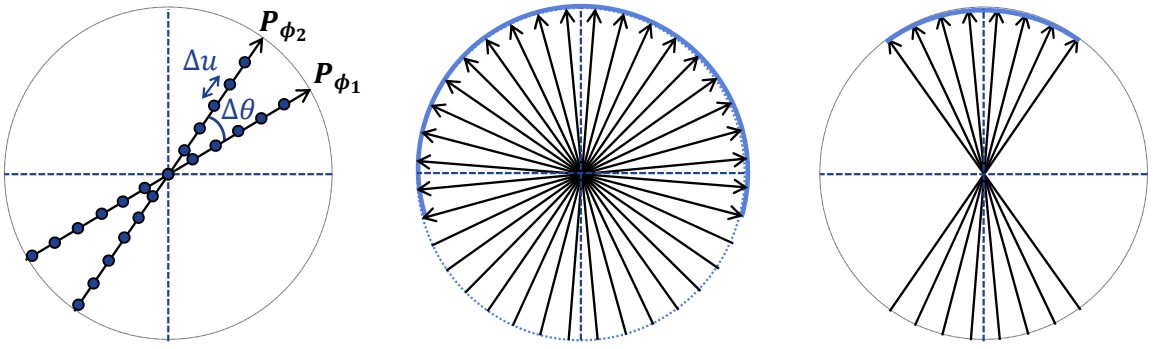
On peut décrire cet algorithme par trois étapes :

1. Pondérer les lignes de projection en fonction de leur position $(u', v')$ dans le cône.
2. Filtrer $p'(u', v')$ suivant $u'$ avec le filtre rampe.
3. Rétro-projeter en pondérant les valeurs le long du cône

Ces pondérations normalisent les contributions par rapport aux effets de magnification induits par la géométrie conique. Pour une source à l'infini, ces poids valent 1 et l'algorithme FDK est alors strictement équivalent à FBP.

## 5.3 Echantillonnage

En tomographie, les deux axes d'échantillonnage ne sont pas équivalents : l'échantillonnage radial suivant $u$ est défini en pratique par la taille du détecteur et de ses éléments de détections, l'échantillonnage angulaire suivant $\phi$ correspond lui au nombre d'incidences projectives et à la couverture angulaire.




(a) (b) (c)

FIGURE 5.6 – (a) Pas d'échantillonnage radial $\Delta u$ et angulaire $\Delta\theta$. (b) Echantillonnage sur 200° (c) Echantillonnage en angle limité dit de tomosyntèse

### 5.3.1 L'échantillonnage radial

On fixe l'échantillonnage radial suivant la théorie de Shannon. L'échantillonnage en $x$ et $y$ de l'image reconstruite est celui de l'échantillonnage en $u$ ou $u'$. La résolution de l'image reconstruite est donc au maximum celle de l'image acquise.

(a) (b) (c)

FIGURE 5.7 – Rendu volumique d'un micro-coil reconstruit à partir de 147 projections (ie 40°/s) en FOV (a) 30 cm (b) 20 cm (c) 16 cm

Il reste que le filtre rampe amplifie les hautes fréquences et donc le bruit. C'est pourquoi le filtre rampe est multiplié par une fenêtre d'apodisation qui laisse un degré de liberté pour sélectionner le compromis bruit/résolution optimal pour une tâche clinique donnée.

Le système biplan Innova IGS 630 de GE Healthcare est équipé de capteurs plans digitaux carrés de côté 1500 pixels de 200 microns, soit un champ de vue maximal de $30 \times 30$ cm$^2$. Comme les coupes reconstruites sont de taille $512 \times 512$ voxels, un champ de vue de 30 cm sera ré-échantillonné sur $500 \times 500$ pixels de taille 600 microns. La taille du voxel de reconstruction sera fixée à $d/D = 0.6$ fois celle du pixel, soit 360 microns. Pour les objets de petites tailles, on peut utiliser un champ de vue réduit. Le plus petit est de 12 cm, soit 500 pixels de 240 microns et un voxel fixé à 150 microns. La Figure 5.7 montre un rendu volumique d'un micro-coil imagé ex-vivo à trois tailles de champ de vue différentes. Le gain en résolution spatiale entre un champ de vue de 30 cm et un champs de vue de 20 cm a un impact direct et évident sur la résolution de la reconstruction.

**Troncation** La taille du champ de vue est physiquement limitée par la taille du détecteur et pour un faisceau de rayons divergents, est d'autant plus réduit que la magnification est forte. Pour un système isocentré, réduire la taille du champs de vue définit une zone restreinte et centrée où tous les voxels sont vus par toutes les projections. Le théorème du profil central montre qu'une telle troncation correspond à un fenêtrage du signal sur l'axe $u$ qui se traduit par une convolution par un sinus cardinal dans l'espace de Fourier.

### 5.3.2 L'échantillonnage angulaire

La rotation tomographique balaie l'espace de Fourier avec une ligne placée à des intervalles angulaires réguliers. Par construction, l'échantillonnage n'est pas uniforme en $x$ et $y$, mais dépend de la distance au centre de rotation $r$, donc de la taille de l'objet à reconstruire. Le nombre de projections minimum requis par la relation de Shannon à la distance $r$ du centre de rotation est :

$$N_{\text{Shannon}}(r) = \frac{\pi r}{2\Delta u} \tag{5.8}$$

En pratique il n'est pas nécessaire d'acquérir autant de projections parce que leur nombre n'affecte pas la résolution spatiale de l'image reconstruite. On peut s'en rendre compte sur l'exemple simulé en géométrie parallèle de la Figure 5.8.

On observe que l'image reconstruite avec seulement 128 incidences est quasiment identique à la l'image originale qui contient trois pastilles d'intensités égales. Avec 32 incidences, la forme de ces trois pastilles n'est pas altérée, néanmoins, des stries dégradent fortement l'image reconstruite.

Dans le cas extrême où seulement 2 ou 4 incidences sont utilisées, les 3 pastilles de l'image originale deviennent indiscernables et l'image reconstruite ne contient plus que des stries. Celles-ci suivent la

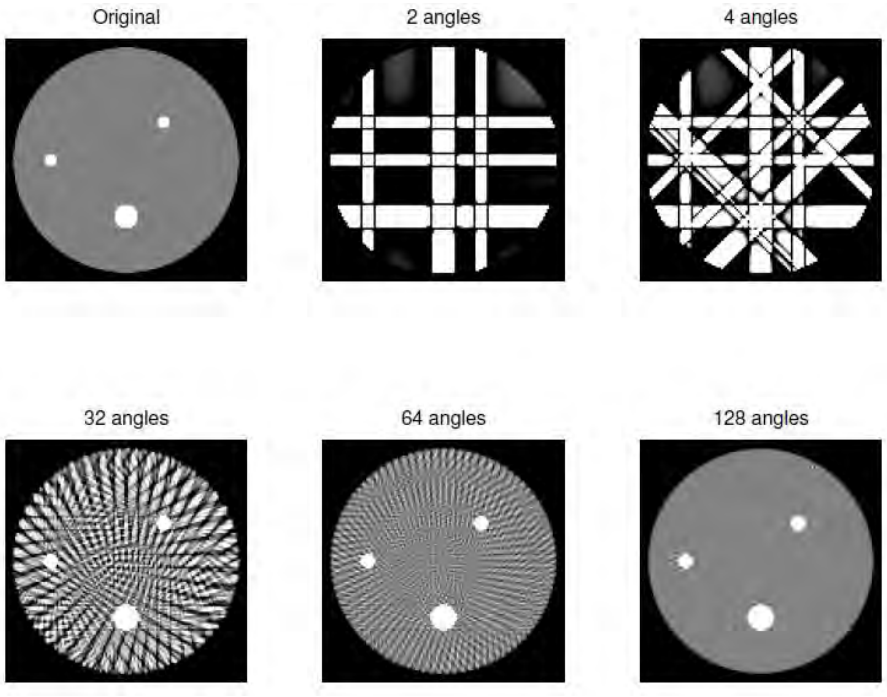



FIGURE 5.8 – Illustration [Fessler, 2009] de l'impact de l'échantillonnage angulaire sur la reconstruction. Image originale 128 × 128 de 3 pastilles d'intensité 8 sur un fond uniforme d'intensité 1. Visualisation fenêtrée entre 0.5 et 1.5.

direction des incidences restantes et sont d'autant plus prononcées que les structures dont elles émanent sont intenses.

Leur origine est en effet directement liée à la forme de la réponse impulsionnelle du filtre rampe qui est constituée d'un pic central positif entouré d'une infinité de pics négatifs d'amplitude décroissante. La rétro-projection accumule les pics positifs au niveau des pastilles. En dehors s'accumulent des stries dont l'intensité diminue au fur et à mesure que les contributions positives et négatives se compensent. On observe ce comportement pour un micro-coil imagé ex-vivo et reconstruit avec l'algorithme FDK (Figure 5.9). On voit que sur une coupe axiale (Figure 5.9(a)) la reconstruction obtenue avec 600 projections réparties uniformément sur 200° et un rendu en projection des intensités maximales (*maximum intensity projection*, MIP) du volume entier correspondant (Figure 5.9(d)). De même que sur l'exemple simulé, 30 incidences suffisent à distinguer le micro-coil dans les coupes axiales tandis qu'avec seulement 6 incidences (Figure 5.9(c)), le micro-coil n'est plus reconnaissable en coupe axiale.

**Redondance angulaire de la géométrie divergente** Pour échantillonner tous les points du sinogramme avec un faisceau divergent, il suffit de faire une acquisition sur $2\pi$ qui échantillonne exactement deux fois la transformée de Radon 2D. Une condition nécessaire moins exigeante requiert une couverture de $180° + 2\Gamma$, c'est-à-dire telle que toutes les positions d'acquisition $u'$ aient balayé le *même* intervalle de 180°. Il en résulte que toutes les mesures en dehors de cet intervalle sont échantillonnées deux fois et doivent être pondérées par le facteur 1/2 avant filtrage par la rampe. Cela crée une discontinuité le long de l'axe $u'$ dans les projections qui est réduite par l'utilisation des poids de Parker [Parker, 1982] définis par la fonction continue suivante :

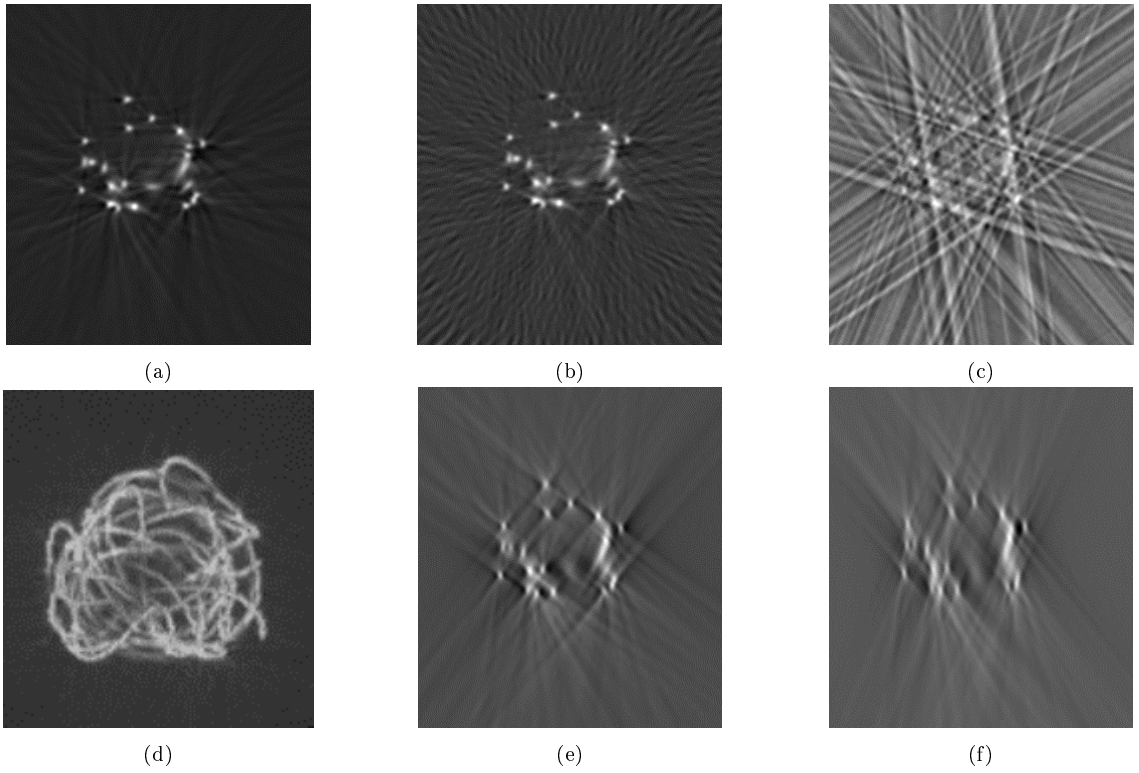


FIGURE 5.9 – Reconstruction d'un micro-coil ex-vivo : (a) 600, (b) 30 et (c) 6 projections réparties uniformément sur [0°,200°]. (d) Rendu MIP d'une reconstruction avec 600 projections. (e) 300 projections uniformément répartis sur [45°,135°] (f) 200 projections uniformément répartis sur [60°,120°]

$$w_\beta(\gamma) = \begin{cases} \sin^2\left(\frac{\pi}{2}.\frac{\beta}{2(\Gamma-\gamma)}\right) & \text{si } 0 \leq \beta \leq 2(\Gamma-\gamma) \\ 1 & \text{si } 2(\Gamma-\gamma) \leq \beta \leq \pi - 2\gamma \\ \sin^2\left(\frac{\pi}{2}.\frac{\pi+2\Gamma-\beta}{2(\Gamma+\gamma)}\right) & \text{si } \pi - 2\gamma \leq \beta \leq \pi + 2\Gamma \end{cases} \tag{5.9}$$

En tenant compte du changement de variable et des poids de Parker, l'Eq. 5.7 devient alors :

$$\begin{cases} f_{\text{FBP}}(x,y) & = \displaystyle\int_0^{\pi+2\Gamma} \frac{1}{w(x,y,\beta)^2}[p'_\beta * h](u')\mathrm{d}\beta \\ p'_\beta(u') & = w_\beta(\gamma).\cos\gamma.p_\beta(u') \\ w(x,y,\beta) & = \dfrac{D + x\sin\beta - y\cos\beta}{D} \end{cases} \tag{5.10}$$

**Troncation angulaire** C'est en fait en réduisant la couverture angulaire que l'image perd en résolution, de façon anisotrope. On peut observer sur la Figure 5.9(f) que même en effectuant un échantillonnage

dense sur un intervalle restreint de 60° (ou 90° Figure 5.9(e)).), la résolution est très dégradée dans les directions non-échantillonnées et la forme circulaire des pastilles n'est pas conservée

### 5.3.3 Reconstruction de données limitées

La reconstruction de données lorsque l'échantillonnage est insuffisant se décompose en quatre sous-domaines selon que l'échantillonnage est déficient en densité ou en couverture (troncation) et que l'axe est celui des mesures ($u'$) ou bien l'axe angulaire ($\phi$).

La densité de l'échantillonnage suivant l'axe $u'$ ne présente pas de spécificité en tomographie et relève des problèmes de résolution, super-résolution et déconvolution d'image.

La troncation suivant l'axe $u'$ et centrée sur l'axe de rotation a pris la dénomination de *problème intérieur* [Kudo et al., 2008] où l'on ne s'intéresse qu'à reconstruire de façon la plus fidèle et avec le moins de contrainte possible la région d'intérêt. Classiquement, il est facile et efficace d'éliminer la discontinuité due à la troncation en extrapolant le signal au-delà des bords de la fenêtre de troncation, puis d'appliquer FBP pour calculer le volume d'intérêt composé des voxels vus suivant toutes les incidences, et seulement ceux-là. Ces reconstructions ne sont que des approximations, c'est pourquoi les données ne sont jamais tronquées sur les scanners X en radiologie diagnostique. En revanche, dans le contexte interventionnel, les erreurs induites par la troncation sont suffisamment limitées par l'extrapolation des données pour que la troncation soit la norme, afin de limiter l'irradiation à la zone d'intérêt et de bénéficier d'une très haute résolution spatiale. En théorie, on montre que l'information manquante pour une reconstruction exacte de la région d'intérêt est très limitée [Kudo et al., 2008].

En revanche, pour les pixels qui ne sont pas à l'intérieur de la région d'intérêt reconstructible, la couverture angulaire n'est pas complète, ce qui nous amène au troisième cas de troncation angulaire, dit de tomographie *à angle limité* qui recouvre la tomosynthèse. Ce problème est historiquement le plus ancien puisqu'avant l'avènement du scanner, la tomosynthèse était le seul moyen d'obtenir une information tridimensionnelle avec des rayons X. En 1985, les principales publications qui ont déjà abordé le sujet sont revues dans [Rangayyan et al., 1985]. Retenons de ces travaux et de ceux plus récents revus dans [III and Godfrey, 2003, Sechopoulos, 2013a, Sechopoulos, 2013b] qu'il n'y a pas de solution à ce problème sans un apport conséquent d'informations a priori sur l'object à reconstruire. Ces a priori vont contraindre le problème de reconstruction sous la forme d'un critère d'optimisation spécifique du problème étudié.

Plus rarement, comme dans [Quinto, 1993] et [Frikel et al., 2013], on caractérise des objets mathématiques (e.g. certaines singularités) qui peuvent être reconstruites en angle limité sans contrainte et donc de façon analytique.

Le dernier cas correspond à un échantillonnage de faible densité, local ou uniforme, suivant l'axe des angles. Nous rangeons dans cette catégorie d'un côté le problème de l'échantillonnage insuffisant induit par une orbite circulaire en géométrie conique, de l'autre le fait de disposer d'un nombre de projections tel que les stries reconstruites atteignent un niveau qui ne peut plus être négligé. Si quelques travaux d'interpolation des données manquantes existent [La Rivière and Pan, 1999, Benning et al., 2015], des résultats spectaculaires ont été obtenus par l'utilisation de la théorie du *Compressed-Sensing*. Même si le résultat dépend toujours du contexte, les outils théoriques sont plus généraux et ont permis d'améliorer la qualité des images tomographiques dans de nombreux contextes.

Dans le contexte voisin d'une imagerie CBCT d'un arbre vasculaire injecté, des travaux ont montré qu'ajouter une contrainte de parcimonie au problème de reconstruction permet de réduire les artéfacts causés par le sous-échantillonnage angulaire, qu'ils soient causés par le faible nombre de projections ou la conicité du faisceau [Langet et al., 2015]. Le problème de reconstruction d'un micro-coil est très similaire au cas des vaisseaux puisqu'il peut également être qualifié de parcimonieux.

## 5.4 Reconstructions itératives

### 5.4.1 Discrétisation et critère de fidélité aux mesures

Les reconstructions itératives sont des méthodes algébriques qui s'appliquent au problème de reconstruction discrétisé. La transformée rayons X est discrétisée en une matrice qui relie l'ensemble des voxels

à reconstruire à l'ensemble des pixels mesurés. La matrice comporte donc autant de lignes que de mesures et autant de colonnes que de voxels et capture ainsi les conditions d'échantillonnages. Chaque type d'échantillonnage décrit précédemment correspond à une matrice différente qui n'est en général pas inversible, puisque beaucoup de données sont manquantes et/ou redondantes.

On note $f \in \mathbb{R}^K$ le vecteur des $K$ voxels à reconstruire et $p \in \mathbb{R}^{J \times N}$ le vecteur des $N$ incidences de $J$ mesures chacune. Il s'agit donc d'une matrice $R \in \mathbb{R}^{J \times N} \times \mathbb{R}^K$ énorme mais creuse puisque chaque mesure capture une ligne d'intégration qui ne rencontre que quelques voxels du volume. Elle est aussi stochastique puisque les coefficients représentent le pourcentage de la valeur du voxel qui contribue à la mesure, ce qui s'interprète aussi comme la probabilité qu'un signal issu de ce voxel soit vu par cette mesure.

Quelle que soit la géométrie considérée ou le mode d'échantillonnage, la résolution du problème de reconstruction tomographique consiste à trouver une estimation $\widetilde{f} \in \mathbb{R}^K$ connaissant $R$ et $p$ telle que $R\widetilde{f} = p$. Cette condition rassemble un ensemble de contraintes linéaires de fidélité aux mesures.

La discrétisation ne modifie pas la nature du problème telle que décrite par le théorème du profil central : le vecteur des mesures intégrales $p$ doit échantillonner au moins une fois la transformée de Radon 2D pour chaque coupe du volume. Si ce n'est pas le cas, la matrice est singulière et le problème a une infinité de solutions. En présence de bruit, les données sont incohérentes et il n'existe pas de solution, c'est pourquoi une approximation $\widetilde{f}$ est générée de façon classique par l'inverse généralisé, c'est-à-dire par minimisation d'un critère des moindres carrés :

$$\mathcal{Q}(f) = \frac{1}{2}||Rf - p||_2^2 \tag{5.11}$$

$$\widetilde{f} = \underset{f \in \mathbb{R}^K}{\operatorname{argmin}}\, \mathcal{Q}(f) \tag{5.12}$$

Dans le cas de données tomographiques parfaites, la minimisation de $\mathcal{Q}(f)$ par les techniques classiques de gradient optimal ou conjugué requiert une dizaine d'itérations, chaque itération ayant un temps de calcul supérieur à une reconstruction analytique de type FBP. Introduisons maintenant la matrice $D$ de filtrage par le filtre rampe, matrice diagonale et positive dans le domaine de Fourier. La reconstruction par FBP s'écrit $R^tDp$ et est telle que $\mathcal{Q}(R^tDp) = 0$. FBP fournit la solution des moindres carrés sans itérer. Dans le cas de données sous-échantillonnées, itérer l'application de FBP est plus rapide que la minimisation de $\mathcal{Q}(f)$. On montre que cela revient à minimiser par une descente de gradient le problème équivalent $\mathcal{Q}_D$ :

$$\mathcal{Q}_D(f) = \frac{1}{2}(Rf - p)^t D(Rf - p) \tag{5.13}$$

C'est ce critère des moindres carrés, pondéré en fréquences, que nous utiliserons par la suite.

### 5.4.2 Information a priori

Le critère des moindres carrés seul n'apporte pas d'améliorations suffisantes par rapport aux méthodes analytiques. Il est nécessaire d'ajouter de l'information a priori sur la solution qui modifie le critère d'optimisation. Naturellement très dense, un micro-coil apparaît très contrasté dans les projections même à faible dose de rayons X (e.g. fluoroscopie). Les variations dues au bruit dans les images étant négligeables devant le niveau d'intensité d'un micro-coil, le bruit est un problème de second ordre. Le problème majeur est le sous-échantillonnage induit par les modes d'acquisition considérés qui rendent le problème de reconstruction fortement sous-déterminé. Dans ce cas, les reconstructions ne reposant que sur la connaissance des mesures contiennent des artéfacts conséquents et ne sont pas utilisables en pratique. Le critère de fidélité aux données doit être contraint grâce à des informations a priori sur la solution attendue.

#### 5.4.2.1 Contrainte de positivité

La contrainte de positivité s'applique naturellement du fait qu'une densité en imagerie rayon X est par définition positive. Cette contrainte permet de neutraliser les composantes négatives (stries) introduites par le filtre rampe dès lors que l'échantillonnage angulaire est incomplet.
Le problème contraint s'exprime par

$$\widetilde{f} = \underset{f \in \mathbb{R}^K}{\operatorname{argmin}} \mathcal{Q}_D(f) \text{ et } f \geq 0 \tag{5.14}$$

On minimise un problème équivalent non contraint mais régularisé par la fonction indicatrice $\iota_+$ qui est telle que sa valeur est nulle si $f \in \mathbb{R}_+^K$ et vaut l'infini autrement, soit :

$$\widetilde{f} = \underset{f \in \mathbb{R}^K}{\operatorname{argmin}} \{\mathcal{Q}_D(f) + \iota_+(f)\} \tag{5.15}$$

#### 5.4.2.2 Contrainte de parcimonie

Nous avons précédemment contraint le problème de reconstruction d'un micro-guide et limité sa combinatoire en exploitant l'a priori qu'un micro-guide est une courbe dans l'espace 3D, de configuration simple puisque telle qu'elle ne s'auto-superpose que rarement en projection. Le micro-coil est une courbe plus complexe (une véritable pelote), les auto-superpositions sont nombreuses (on discerne une masse et non une courbe) rendant alors la combinatoire trop élevée pour que la même approche puisse être envisagée. La théorie du Compressed Sensing [Donoho, 2006] permet d'étendre l'utilisation de la contrainte de parcimonie à des problèmes plus complexes, dont la tomographie. Il énonce qu'il est possible de reconstruire un signal avec moins de mesures dès lors que ce signal peut être considéré parcimonieux dans un certain domaine "incohérent" avec l'espace des mesures. Incohérent caractérise le fait qu'un signal parcimonieux dans un espace ne le soit pas du tout dans l'autre, qui sera l'espace des mesures. Typiquement, les espaces temps et fréquence tels que définis par la transformée de Fourier sont incohérents : un signal concentré en un Dirac dans l'un couvre tout l'espace dans l'autre. L'espace des images et l'espace des mesures par la transformée rayons X sont aussi incohérents en ce sens.

La force d'une contrainte de parcimonie dépend bien entendu du caractère parcimonieux de l'image à reconstruire. Le niveau de parcimonie d'un signal peut être mesuré en comptabilisant le nombre de coefficients non-nuls qui le compose c'est-à-dire en calculant sa pseudo-norme $\ell_0$. Un signal est donc d'autant plus parcimonieux que sa pseudo-norme $\ell_0$ est petite. Parmi toutes les solutions qui vérifie le critère de fidélité aux données, on veut sélectionner celle qui minimise la taille du support, ce qui revient à résoudre :

$$\widetilde{f} = \underset{f \in \mathbb{R}^K}{\operatorname{argmin}} \{||f||_0\} \text{ tq } \mathcal{Q}_D(f) = 0 \tag{5.16}$$

C'est un problème d'optimisation combinatoire non convexe pour lequel on ne dispose que d'algorithmes heuristiques. Les auteurs de [Candes et al., 2006] montrent qu'on peut le remplacer par un problème d'optimisation convexe pour lequel il existe une solution et un algorithme pour la calculer. Pour cela, ils remplacent la pseudo-norme $\ell_0$ par la norme $\ell_1$ également connue pour favoriser la parcimonie du fait de la forte anisotropie de sa boule unité.

$$\widetilde{f} = \underset{f \in \mathbb{R}^K}{\operatorname{argmin}} \{||f||_1\} \text{ tq } \mathcal{Q}_D(f) = 0 \tag{5.17}$$

Le résultat est aussi valable si l'on utilise la parcimonie du gradient de l'image en minimisant la variation totale (Total Variation, TV) de l'image : $||\nabla f||_1$. De même le terme de fidélité au données $Q_D(f) = 0$ peut être remplacé par $Q_D(f) < \epsilon$ ou $\epsilon$ est un scalaire positif défini par rapport à une estimée du bruit

dans les données.

La première application du Compressed Sensing aux problèmes de reconstruction CBCT a été proposée dans [Sidky et al., 2006]. La contrainte de positivité est naturellement ajoutée. Les auteurs proposent dans [Sidky and Pan, 2008] l'algorithme ASD-POCS pour résoudre le problème de minimisation suivant :

$$\widetilde{f} = \underset{f \in \mathbb{R}^K}{\operatorname{argmin}} \{||\nabla f||_1\} \text{ tq } \mathcal{Q}_D(f) \leq \epsilon \text{ et } f \geq 0 \tag{5.18}$$

Dans le cadre de la reconstruction CBCT basse dose à partir d'un nombre élevé de projections, une formulation LASSO [Tibshirani, 2011] de l'Eq. 5.18 est préférée dans [Sidky et al., 2011] où une version d'ASD-POCS est proposée pour résoudre le problème de minimisation contraint suivant :

$$\widetilde{f} = \underset{f \in \mathbb{R}^K}{\operatorname{argmin}} \{\mathcal{Q}_D(f)\} \text{ tq } ||\nabla f||_1 \leq \eta \text{ et } f \geq 0 \tag{5.19}$$

Dans le contexte de la reconstruction CBCT sur système vasculaire, les auteurs de [Langet et al., 2015] proposent plutôt de résoudre une succession de problèmes régularisés de la forme suivante :

$$\widetilde{f}^{(s)} = \underset{f \in \mathbb{R}_+^K}{\operatorname{argmin}} \left\{ \mathcal{Q}_D(f) + \lambda^{(s)} \chi(f) \right\} \tag{5.20}$$

où $\chi(f)$ est une contrainte convexe de parcimonie. $\widetilde{f}^{(s)}$ est donc une approximation parcimonieuse de la solution dont le niveau de parcimonie est proportionnel au scalaire positif $\lambda^{(s)}$ fixé a priori. Le niveau optimal de parcimonie n'étant pas connu a priori, $S$ problèmes régularisés (Eq. 5.20) sont résolus successivement en faisant décroître $\lambda^{(s)}$. À chaque stade, $\widetilde{f}^{(s)}$ est calculé comme solution itérative de l'Eq. 5.20 où le processus itératif est initialisée par $\widetilde{f}^{(s-1)}$

Plusieurs choix pour $\chi(f)$ ont été considérés dans [Langet et al., 2015]. Dans le cas de l'imagerie des vaisseaux, les images sont naturellement parcimonieuses et positives d'où le choix de $\chi(f) = ||f||_1 + \iota_+(f)$. Il en sera de même pour un micro-coil. Il reste néanmoins que la contrainte de parcimonie agit sur la taille du support mais ne tient pas compte de sa cohésion. Nous considérerons donc une contrainte supplémentaire de continuité du support reconstruit.

#### 5.4.2.3 Contrainte de continuité

En plus d'être parcimonieux, un micro-coil est également une structure continue. Nous introduisons donc une contrainte de régularisation visant à favoriser la reconstruction de structures curvilignes lisses en 3D :

$$\widetilde{f} = \underset{f \in \mathbb{R}_+^K}{\operatorname{argmin}} \left\{ \mathcal{Q}_D(f) + \int_\Omega \psi(||\nabla f||) \mathrm{d}\Omega \right\} \tag{5.21}$$

où $\psi$ est une fonction telle que sa dérivée est croissante et contrôle le comportement de la régularisation en fonction du module du gradient de l'image $f$. Nous utilisons ici la formulation variationnelle des filtres de diffusion comme dans [Langet et al., 2015]. Les algorithmes de minimisation utiliseront les schémas de diffusion tensorielle similaires à ceux déjà présentés, mais appliqués à des volumes reconstruits plutôt que des images rayons X.

Trois tenseurs ont été considérés : la CED de Weickert qui renforce les structures curvilignes, un tenseur isotrope pour atténuer les structures non curvilignes, un tenseur anisotrope qui combine le comportement des deux tenseurs précédents. Nous détaillons à présent les trois tenseurs proposés.

**Le filtrage CED** Nous reprenons ici le modèle de diffusion CED proposé par Weickert. En 3D, le tenseur de diffusion devient :

$$T_{\mathrm{CED}}(\kappa) = U_\theta \begin{pmatrix} \alpha & 0 & 0 \\ 0 & \alpha & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{\mathrm{CED}}(\kappa) \end{pmatrix} U_{-\theta} \tag{5.22}$$

où $U_\theta$ est une matrice de rotation $3 \times 3$ définie par la base des vecteurs propres $[\mathbf{v_1}, \mathbf{v_2}, \mathbf{v_3}]$ associée au tenseur de structure lissé dont les valeurs propres respectives sont $\mu_1 \geq \mu_2 \geq \mu_3$. Le filtrage avec $T_{\mathrm{CED}}$ a ainsi une diffusivité $\lambda_{\mathrm{CED}}(\kappa) \in [\alpha, 1]$ dans la direction associée à la plus petite valeur propre et une diffusivité quasi nulle ($\alpha = 0.001$) dans les deux autres directions $\mathbf{v_1}$, $\mathbf{v_2}$.

En observant que le long d'une structure curviligne 3D on a $\mu_1 > \mu_2 >> \mu_3$, on définit ainsi la diffusivité le long d'une structure comme :

$$\begin{cases} \lambda_{\mathrm{CED}}(\kappa) & = \alpha + (1-\alpha)\exp(-\frac{C^2}{\kappa}) \\ \kappa & = (\mu_2 - \mu_3)^2 \end{cases} \tag{5.23}$$

Le comportement attendu est un filtrage fort ($\lambda_{\mathrm{CED}} \to 1$) plus la structure sous-jacente est curviligne (ie $\kappa \to \infty$) et un filtrage presque nul ($\lambda_{\mathrm{CED}} \to \alpha$) autrement (ie $\kappa \to 0$). Pour cela il reste à définir le paramètre de seuil $C$ servant à différencier le bruit du signal.

Le bruit présent dans le volume correspond essentiellement à des artéfacts de sous-échantillonnage angulaire. Il ne suit donc pas de distribution particulière contrairement au cas du guide où l'hypothèse de bruit uniforme avait été faite. Nous avons choisi un seuil $C$ dont la valeur est proportionnelle à la valeur maximum de la trace du tenseur de structure diagonalisé :

$$C \propto \max_v \mathrm{Tr}(J_\rho(f_\sigma(v))) < \max_v ||\nabla f_\sigma(v)||^2 \tag{5.24}$$

où $\mathrm{Tr}(J_\rho(f_\sigma(v))) = \mu_1^2 + \mu_2^2 + \mu_3^2$.

**Filtrage par diffusion non-linéaire isotrope** Afin d'éliminer les structures non curvilignes dans l'image, nous transformons la modélisation du tenseur précédent $T_{\mathrm{CED}}$ en un tenseur $T_{\mathrm{NLD}}$ de diffusion isotrope. Pour cela nous nous basons sur la même valeur de $\lambda_{\mathrm{CED}}$ définie précédemment pour caractériser la présence d'une structure curviligne :

$$T_{\mathrm{NLD}}(\kappa) = \begin{pmatrix} 1-\lambda_{\mathrm{CED}}(\kappa) & 0 & 0 \\ 0 & 1-\lambda_{\mathrm{CED}}(\kappa) & 0 \\ 0 & 0 & 1-\lambda_{\mathrm{CED}}(\kappa) \end{pmatrix} \tag{5.25}$$

Le comportement attendu de ce filtre est que seules les structures non-curvilignes sont effacées, conservant ainsi les structures curvilignes.

**Filtrage par diffusion non-linéaire anisotrope** Afin d'éliminer les structures non curvilignes dans l'image tout en réhaussant les structures curvilignes nous construisons un tenseur de diffusion hybride à partir des deux tenseurs précédents. On définit ainsi un unique tenseur de diffusion anisotrope $T_{\text{NLAD}}$ dépendant de $\lambda_{\text{CED}}$ :

$$T_{\text{NLAD}}(\kappa) = U_\theta \begin{pmatrix} 1-\lambda_{\text{CED}}(\kappa) & 0 & 0 \\ 0 & 1-\lambda_{\text{CED}}(\kappa) & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{\text{CED}}(\kappa) \end{pmatrix} U_{-\theta} \tag{5.26}$$

Lorsque $\kappa \to 0$, on tend vers un filtrage isotrope fort dans le plan défini par $(f(x,y,z), \mathbf{v_1}, \mathbf{v_2})$. Au contraire, lorsque $\kappa \to \infty$, le filtrage est concentré dans une unique direction orthonormale au plan $(f(x,y,z), \mathbf{v_1}, \mathbf{v_2})$ qui est celle de la structure curviligne.

## 5.4.3 Minimisation

### 5.4.3.1 Le découpage proximal

Chaque problème régularisé donné par l'Eq. 5.20 peut être résolu par la technique du découpage proximal (*proximal splitting*) proposée par [Combettes and Pesquet, 2009]. Cette technique consiste à minimiser alternativement chacun des termes de l'Eq. 5.20 pour construire de manière itérative une solution qui, à convergence, minimise la somme de ces deux termes. La minimisation du terme dérivable $\mathcal{Q}_D$ est effectuée par une descente de gradient. La minimisation du second terme $\lambda\chi(f)$ convexe mais pas nécessairement dérivable peut se faire en revanche via l'application de son opérateur proximal $\text{prox}_{\lambda\chi}(f)$ qui résout le problème de minimisation suivant :

$$\text{prox}_{\lambda\chi}(f) = \underset{g\in\mathbb{R}^K}{\text{argmin}} \left\{ \frac{1}{2\lambda}||g-f||_2^2 + \chi(g) \right\} \tag{5.27}$$

L'image $\text{prox}_{\lambda\chi(f)}$ est un compromis entre minimiser une fonction $\chi(f)$ et rester proche de $f$, proximité contrôlée par le paramètre $\lambda$. C'est aussi tout simplement la définition variationnelle de tout un ensemble de traitements des images tels que les seuillages et filtrages par diffusion qui seront mis en œuvre plus avant. Le découpage proximal donne ainsi lieu à un algorithme de reconstruction itératif *Forward-Backward* en deux étapes :

$$\begin{cases} f^{(i+\frac{1}{2})} &= f^{(i)} - \tau\nabla\mathcal{Q}_D(f) \\ f^{(i+1)} &= \text{prox}_{(\tau\lambda)\chi}(f^{(i+\frac{1}{2})}) \end{cases} \tag{5.28}$$

### 5.4.3.2 Opérateurs proximaux des contraintes

**Positivité :** L'opérateur proximal associé à $\iota_+(f)$ peut être calculé directement et correspond au cas particulier de la projection de $f$ sur l'ensemble convexe $\mathbb{R}_+^K$ :

$$\begin{aligned} \text{prox}_{\iota_+}(f) &= \text{argmin}_{g\in\mathbb{R}^K} \left\{ \tfrac{1}{2}||g-f||_2^2 + \iota_+(g) \right\} \\ &= \text{Proj}_{\iota_+}(f) \\ &= \begin{cases} f & \text{si } f \geq 0 \\ 0 & \text{si } f < 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{5.29}$$

Plus généralement, dès que la contrainte est une fonction indicatrice sur un ensemble convexe, l'opérateur proximal est le projecteur sur cet ensemble convexe (Projector Onto a Convex Set, POCS), et le découpage proximal correspond à un schéma de gradient projeté.

La Figure 5.10 montre une coupe axiale du micro-coil reconstruite avec une ouverture angulaire limitée de 45°. On observe que par rapport à une reconstruction directe avec FDK (Figure 5.10(b)), la coupe reconstruite avec la contrainte de positivité (Figure 5.10(c)) est meilleure mais comporte encore des stries de sous-échantillonnage.

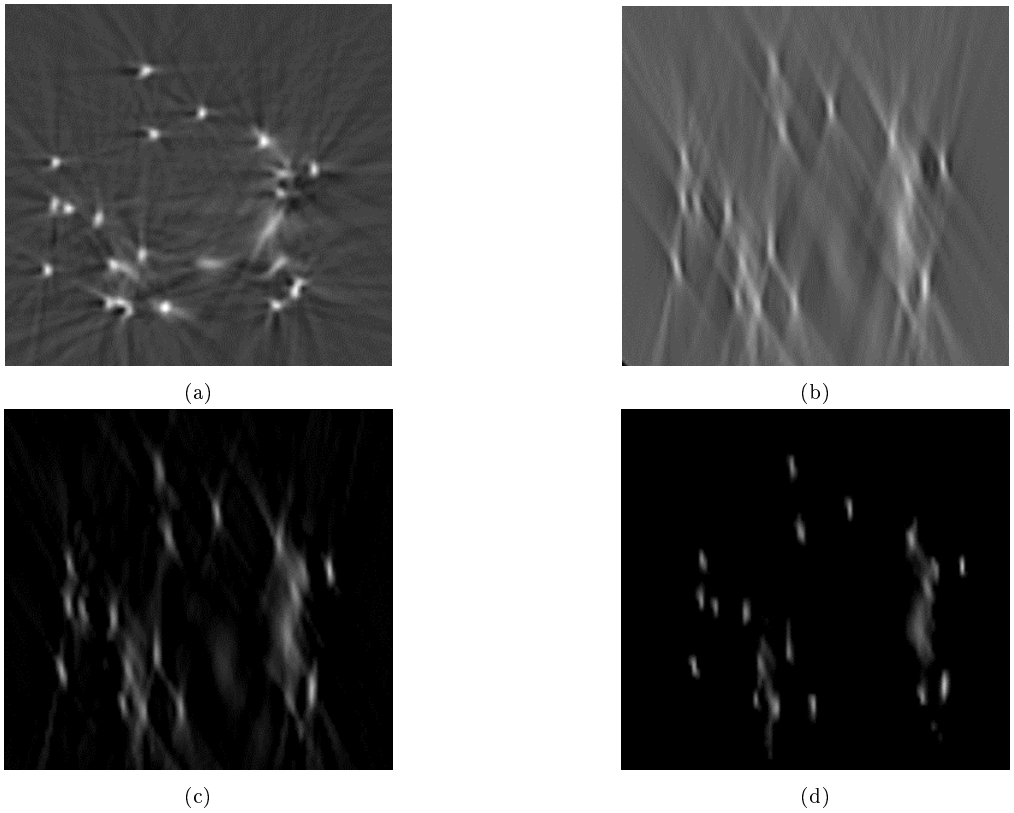
**Norme $\ell_1$ :** L'opérateur proximal associé à la norme $\ell_1$ simple peut être calculé directement par seuillage doux de seuil $\lambda$ sur les intensités noté $\mathrm{ST}_\lambda(f)$ :

$$\begin{aligned} \mathrm{prox}_{\lambda||\cdot||_1}(f) &= \mathrm{argmin}_{g\in\mathbb{R}^K}\left\{\tfrac{1}{2\lambda}||g-f||_2^2 + ||g||_1\right\} \\ &= \mathrm{ST}_\lambda(f) \\ &= \begin{cases} f+\lambda & \text{si } f \leq -\lambda \\ 0 & \text{si } -\lambda < f < \lambda \\ f-\lambda & \text{si } f \geq \lambda \end{cases} \end{aligned} \tag{5.30}$$

**Soustraction du fond :** On combine facilement les deux contraintes précédentes en un unique opérateur. D'après [Langet et al., 2015], on note $\mathrm{SBS}_\lambda(f)$ (*Soft Background Subtraction*) l'opérateur proximal associé à la contrainte $\chi(f) = ||f||_1 + \iota_+(f)$ défini par :

$$\begin{aligned} \mathrm{prox}_{\lambda\chi}(f) &= \mathrm{argmin}_{g\in\mathbb{R}^K}\left\{\tfrac{1}{2\lambda}||g-f||_2^2 + \chi(g)\right\} \\ &= \mathrm{SBS}_\lambda(f) \\ &= \begin{cases} f-\lambda & \text{if } f > \lambda \\ 0 & \text{if } f \leq \lambda \end{cases} \end{aligned} \tag{5.31}$$

La minimisation de cette pénalité se traduit ainsi dans l'algorithme par un seuillage doux sur l'image $f$ où toutes les valeurs inférieures au seuil $\lambda$ sont mises à zéro. En d'autres termes, seules les structures d'intensité supérieure à $\lambda$ sont conservées. Plus le poids $\lambda$ est élevé, plus on favorise la parcimonie de la solution recherchée. Les artéfacts de sous-échantillonnage ayant une intensité toujours inférieure à celle des structures dont ils émanent, un unique seuil approprié $\lambda$ peut permettre de les séparer. Ce n'est pas toujours le cas lorsque les structures à reconstruire ont des densités différentes où les structures moins denses peuvent également être dissimulées par des stries issues de structures plus denses. On peut citer l'exemple d'un arbre vasculaire injecté où le diamètre d'un vaisseau et le niveau d'injection varient en fonction de l'emplacement. Avec l'approche de reconstruction hiérarchique proposée dans [Langet et al., 2015], les structures plus intenses qui engendrent également le plus d'artéfacts, sont reconstruites en premier ce qui permet de limiter leur impact sur la reconstruction des structures d'intensités inférieures. On comprend ainsi que cette double contrainte combinée à l'approche hiérarchique a un impact fort sur les artéfacts de sous-échantillonnage. On peut le constater sur la Figure 5.10(d) où presque toutes les stries ont été éliminées. Elle n'a cependant pas d'impact sur la nature anisotrope de la résolution de l'image reconstruite en angle limité.



(a) (b) (c) (d)

FIGURE 5.10 – (a) Reconstruction d'un micro-coil imagé ex-vivo avec 600 projections sur 200°. Reconstruction du même micro-coil en angle limité telle que $\alpha = 45°$ avec (b) FDK (c) contrainte de positivité (d) contrainte de positivité et parcimonie.

**Continuité :** Nous avons défini la contrainte de continuité par son opérateur proximal qui est le filtrage tensoriel de diffusion, et plus particulièrement par son tenseur de diffusion.

**Somme de contraintes** Lorsque $\chi(f)$ est une combinaison linéaire de contraintes, l'application successive de chacune des contraintes n'aboutit pas en général à une solution qui vérifie toutes les contraintes. Si ces contraintes sont des POCS, itérer l'application successive de chaque POCS converge vers une solution qui vérifie toutes les contraintes simultanément. La convergence dérive du fait qu'un projecteur est idempotent et donc qu'appliquer plusieurs fois le projecteur ne modifie pas la solution tant que la contrainte reste vérifiée. Ce n'est pas le cas en général des opérateurs proximaux. Ainsi, seuillage et filtrage ne sont pas idempotents, leur application répétée est au contraire cumulative. Dans le cas particulier de la soustraction de fond, on voit que les deux contraintes sont satisfaites par l'application unique successive des opérateurs proximaux de la positivité et de la norme $\ell_1$. Pour appliquer aussi la continuité, l'application unique et successive du filtrage tensoriel et de la soustraction du fond n'est qu'une approximation puisque le résultat diffère si l'on change l'ordre d'application des opérateurs. Le calcul de l'opérateur proximal de la somme des contraintes peut être effectué avec le *parallel Dykstra-like proximal algorithm* [Combettes and Pesquet, 2009] qui est un schéma itératif reposant sur l'application de l'opérateur proximal associé à chacune des contraintes. En pratique, le découpage proximal ne requiert pas que le calcul de l'opérateur proximal soit parfait, et permet d'arrêter le schéma itératif dès que l'approximation est "suffisante". Nous avons ici considéré que l'approximation correspondant à l'application successive unique du filtrage et de la soustraction de fond produit une approximation suffisante, ce qui facilite grandement l'implémentation et réduit le temps de calcul par rapport à l'usage du *parallel Dykstra-like proximal algorithm*.

## 5.5 Reconstruction d'un micro-coil

### 5.5.1 Discrétisation

Le mode d'acquisition $P_0$ correspond à une acquisition tomographique avec une ouverture angulaire limitée. En pratique, l'ouverture angulaire maximale mécaniquement atteignable est de 60° ce qui implique qu'un intervalle angulaire de 120° n'est pas échantillonné dans l'espace de Fourier 2D (voir Figure 5.3(a)). Entre les positions de départ et d'arrivée, l'échantillonnage angulaire est uniforme et égal à celui d'une acquisition CBCT standard. Nous donnons donc le même poids à toutes les projections pour la reconstruction. C'est également le cas pour le mode $P_2$ qui suit aussi un sous-échantillonnage uniforme mais ce n'est pas le cas pour le mode d'acquisition $P_1$.

Avec le mode d'acquisition $P_1$, l'arceau frontal suit le même schéma uniforme que le mode $P_0$ mais la présence d'une projection latérale supplémentaire rend l'échantillonnage localement non-uniforme. Angulairement éloignée des autres projections, la projection latérale contient une information peu redondante avec les projections frontales. Par exemple, des spires du micro-coils indiscernables dans les projections frontales peuvent être révélées dans la projection latérale. Afin de tenir compte de cette nouvelle information, nous proposons de donner plus de poids à la projection latérale tel que son importance soit du même ordre que la totalité des projections frontales :

$$\begin{cases} \Delta\phi_n &= \dfrac{\phi_{n+1} - \phi_{n-1}}{2},\ n = 2, .., N-1 \\ \Delta\phi_1 &= \phi_2 - \phi_1 \\ \Delta\phi_N &= \phi_N - \phi_{N-1} \\ \Delta\phi_L &= \displaystyle\sum_{n=1}^{N} \Delta\phi_n \end{cases} \tag{5.32}$$

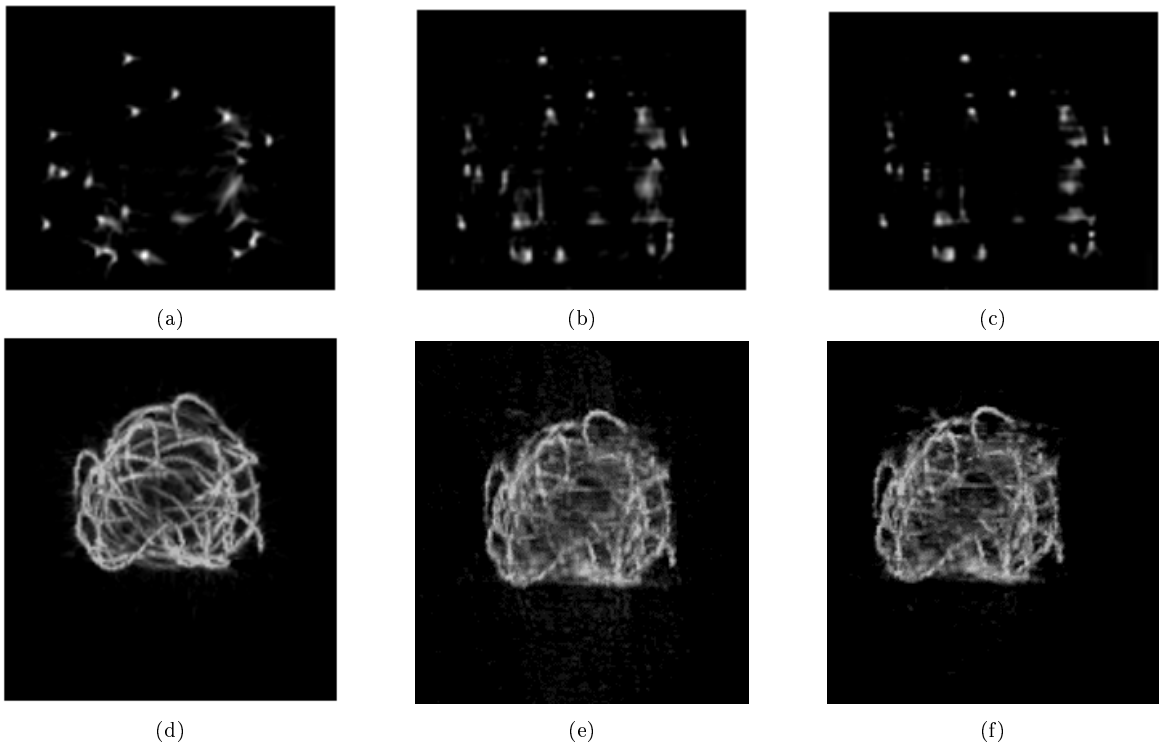
où $\Delta\phi_n$ est le poids affecté à la $n$-ième projection frontale et $\Delta\phi_L$ est le poids affecté la projection latérale. On observe qu'en pondérant les projections selon l'Eq 5.32, la reconstruction obtenue (Figure 5.11(c) : coupe axiale, Figure 5.11(f) : rendu MIP) présentent moins d'artéfacts que la reconstruction obtenue sans pondération avec le même nombre d'itérations (Figure 5.11(b) : coupe axiale, Figure 5.11(e) : rendu MIP).

Ce comportement confirme l'observation de [Zeng, 2015] que, lorsque l'échantillonnage n'est pas uniforme, pondérer chaque projection en fonction de la taille de sa couverture angulaire permet de reconstruire avec moins d'itérations un volume de qualité semblable à un volume obtenu en pondérant identiquement chaque projection.

### 5.5.2 Algorithme mis en œuvre

Nous suivons l'approche hiérarchique précédemment décrite où chaque problème de reconstruction indicé par $s$ est calculé par découpage proximal. Nous considérons dans un premier temps l'application des contraintes de positivité et de parcimonie via l'opérateur proximal SBS, donnant lieu à l'algorithme suivant :

$$\begin{cases} f^{(i=0)} &= f^{(s-1)} \\ f^{(i+\frac{1}{2})} &= f^{(i)} - \tau R^t D(Rf^{(i)} - p) \\ f^{(i+1)} &= \mathrm{SBS}_{\tau\lambda^{(s)}}(f^{(i+\frac{1}{2})}) \end{cases} \tag{5.33}$$



(a) (b) (c)

(d) (e) (f)

FIGURE 5.11 – Impact de la pondération des projections sur la reconstruction d'un micro-coil imagé ex-vivo. Ligne du haut : coupe axiale, ligne du bas : rendu MIP. Les trois reconstructions (une par colonne) ont été obtenues en appliquant une contrainte de parcimonie ($\lambda = 10000$) avec 500 itérations et un pas de gradient de 0.05. (a)(d) Reconstruction de référence avec 600 projections réparties uniformément sur 200°. Reconstruction associée au mode $P_1$ ($\alpha = 45°$) avec (b)(e) l'ancienne pondération (c)(f) la nouvelle pondération.

A chaque itération, une nouvelle estimée $f^{(i+\frac{1}{2})}$ est calculée à partir de l'estimée précédente $f^{(i)}$ en lui retranchant le résultat de la reconstruction de la différence entre sa reprojection $Rf^{(i)}$ et le vecteur des projections $p$, pondéré par le pas de gradient $\tau$. L'initialisation par $f^{(s-1)}$ fait que toutes les structures capturées dans $f^{(s-1)}$ (grâce à une plus forte contrainte) sont soustraites de la reconstruction et ne génèrent plus de stries. Le choix de $\mathcal{Q}_D(f)$ induit que le paramètre de parcimonie correspond effectivement à un seuil en intensité des images reconstruites. En tant qu'objet métallique (platine), on peut considérer que le micro-coil est toujours plus dense que toutes les autres structures imagées (i.e. les os). Il est de plus conçu dans un matériau homogène de sorte que sa densité est globalement uniforme. Il suffit donc dans l'approche hiérarchique de prendre une suite de valeurs $\lambda^{(s)} \in [\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$ décroissant linéairement et telle que : $\lambda^{(s)} > \lambda^{(s+1)}$ et $\lambda_{\min} > 0$ est un niveau de parcimonie qui permette toujours de séparer les intensités du micro-coil de celles des structures anatomiques, non parcimonieuses dans le domaine des intensités.

Nous considérons dans un deuxième temps un algorithme de reconstruction où les contraintes de positivité, parcimonie et continuité sont appliquées. Nous introduisons dans l'algorithme itératif de l'Eq. 5.33) une étape intermédiaire de filtrage par l'opérateur $W$. L'opérateur $W$ est un filtre de diffusion tensoriel défini par l'un des trois tenseurs de diffusion présentés en Sec. 5.4.2.3 : $T_{\text{CED}}$, $T_{\text{NLAD}}$ ou $T_{\text{NLD}}$. On obtient alors un nouvel algorithme en trois étapes :

$$\begin{cases} f^{(i=0)} & = f^{(s-1)} \\ f^{(i+\frac{1}{3})} & = f^{(i)} - \tau R^t D(Rf^{(i)} - p) \\ f^{(i+\frac{2}{3})} & = W(f^{(i+\frac{1}{3})}) \\ f^{(i+1)} & = \mathrm{SBS}_{\tau\lambda^{(s)}}(f^{(i+\frac{2}{3})}) \end{cases} \tag{5.34}$$

Nous avons enfin considéré l'application de la continuité comme simple post-filtrage avec le filtre de diffusion $W$ de la reconstruction hiérarchique sans contrainte de continuité.

### 5.5.3 Expériences

Nous réalisons une première série d'expériences où nous faisons varier les couvertures angulaires relatives à chacun des trois modes afin d'en déduire leur tendance respective et les comparer. Dans cette première série d'expériences, les reconstructions sont obtenues avec une contrainte de parcimonie combinée à une contrainte de positivité sans filtrage. Ce dernier intervient dans une deuxième série d'expériences où nous cherchons à mettre en évidence sa contribution.

#### 5.5.3.1 Paramètres d'acquisition

**Le mode $P_0$ :** On note $P_0(\alpha)$ un sous-ensemble de projections constitué selon le mode d'acquisition $P_0$ qui se caractérise par son ouverture angulaire $\alpha$. Le schéma de la Figure 5.3(a) montre la configuration $P_0(60°)$. Comme nous avons déjà pu observer précédemment (voir Figure 5.10), l'hypothèse de parcimonie ne suffit pas à lever le problème de résolution anisotrope observé pour la reconstruction en angle limité. Nous nous contenterons donc dans notre évaluation de donner un résultat qualitatif sur un cas clinique reconstruit avec $P_0(60°)$ qui correspond à l'ouverture angulaire maximale que l'on puisse espérer atteindre.

**Le mode $P_1$ :** On note $P_1(\alpha, \theta)$ un sous-ensemble de projections constitué selon le mode d'acquisition $P_1$ qui se caractérise par son ouverture angulaire $\alpha$ et par la position initiale $\theta$ de la rotation. Le schéma de la Figure 5.3(b) montre la configuration $P_1(60°, 0°)$. Ce sous-ensemble est obtenu de la même manière que pour le mode $P_0$ en y ajoutant une projection orthogonale (dite latérale). Nous évaluons l'influence de l'ouverture angulaire en faisant varier $\alpha$ entre 30° et 60° par pas de 3° (soit 11 reconstructions). Nous évaluons également l'influence de la position initiale en faisant varier $\theta$ entre 0° et −30° par pas de 10°.

**Le mode $P_2$ :** On note $P_2(\gamma)$ un sous-ensemble de projections constitué selon le mode d'acquisition $P_2$ qui se caractérise par l'intervalle angulaire $\gamma$ qui sépare deux projections consécutives. Le schéma de la Figure 5.3(c) montre la configuration $P_2(30°)$. Nous faisons augmenter $\gamma$ en partant d'une configuration correspondant à celle de la vérité terrain qui comprend 150 projections ($\gamma = 1.5°$) jusqu'à n'avoir plus que 6 projections ($\gamma = 30°$).

#### 5.5.3.2 Paramètres de reconstruction

Nous montrons l'impact de chacun des trois filtres de diffusion considérés sur la reconstruction uniquement pour les deux configurations $P_1(60°, 0°)$ et $P_2(30°)$.

Nous avons par ailleurs comparé deux manières différentes d'utiliser l'algorithme de l'équation 5.34 au sein de l'approche hiérarchique :

1. L'algorithme de l'équation 5.34 est appliqué à tous les stades (i.e. 1 à $S$) de l'approche hiérarchique.

2. L'algorithme de l'équation 5.34 est appliqué seulement au dernier stade $S$ et l'algorithme avec contrainte de parcimonie seule de l'équation 5.33, est utilisé pour les stades 1 à $S - 1$.

Dans le deuxième cas, le filtrage correspond à une simple étape de post-traitement ce qui donne lieu à une reconstruction plus rapide que dans le premier cas où un filtrage est effectué à chaque stade. Nous cherchons donc ici à mettre en évidence la contribution réelle du filtrage pendant la reconstruction.

L'ensemble des reconstructions contraintes par la norme $\ell_1$ de l'image ont été effectuées avec les paramètres suivants :

- Nombre de stades : $S = 30$
- Nombre d'itérations par stade : 1
- Volume initial : $f^{(0)} = 0$
- Pas de gradient : $\tau = 0.9$
- Niveau de régularisation initial : $\lambda_{\max} = 0.9 \times \max_{k \in \mathbb{R}^K} (f^{(1/2)})_k$
- Niveau de régularisation final : $\lambda_{\min} = 3000$

Les atténuations sont reconstruites normalisées par rapport à l'atténuation de l'eau (principe des unités Hounsfield). Elles sont positives, nulles pour l'air et valent 1000 pour l'eau, autour de 2000 pour l'os, plus de 10000 pour le métal des coils. Le niveau de régularisation initial est calculé à partir du résultat de la première rétro-projection filtrée $f^{(1/2)}$ en se plaçant à 90% de la valeur maximal d'atténuation au sein de l'image $f^{(1/2)}$.

Le niveau de régularisation final élimine donc toutes les structures organiques du volume final $f^{(S)}$ résultant de la dernière étape de seuillage doux qui ne contient donc que le micro-coil. On définit donc le support du coil comme l'ensemble des voxels non-nuls du volume $f^{(S)}$.

#### 5.5.3.3 Critères d'évaluation

Pour l'évaluation, nous disposons d'un micro-coil déployé dans le vide et de quatre cas cliniques. Pour chaque cas clinique le micro-coil imagé correspond au premier micro-coil déployé au sein d'un anévrisme vide. Ces cinq cas ont été acquis avec le même système biplan GE Healthcare IGS 630 en suivant le protocole d'une acquisition CBCT (taille de pixel 0.4 mm, vitesse de rotation 40°/s, un total de 150 projections).

En pratique, nous avons reproduit les trois modes d'acquisitions $P_0$, $P_1$ et $P_2$ en extrayant un sous-ensemble de projections d'une acquisition spin complète. L'acquisition complète nous sert à reconstruire un volume de référence en vue d'une évaluation quantitative. Pour cela, le volume de référence noté $f_{\text{ref}}$ est reconstruit dans les même conditions (ie même algorithme de reconstruction et même paramétrage) que le volume $f^{(S)}$, reconstruit selon un des trois modes, qui lui est comparé.

Le micro-coil étant une structure de densité uniforme, l'évaluation de son support se fait en considérant la version binarisée $f^{(01)}$ (resp. $f_{\text{ref}}^{(01)}$) du volume $f^{(S)}$ (resp. $f_{\text{ref}}^{(S)}$). La taille d'un support correspond au nombre de voxels non-nuls.

**Comparaison avec un volume de référence** On note respectivement TP, FN, FP, TN le nombre de vrais positifs, faux négatifs, faux positifs et vrais négatifs. On considère deux critères d'évaluation pour quantifier respectivement la proportion d'information non reconstruite notée FNR et la proportion d'information inventée (ie correspondant à des artéfacts) notée FPR :

- Le FNR correspond à la proportion de voxels non-nuls du volume de référence $f_{\text{ref}}^{(01)}$ qui n'apparaissent pas dans volume reconstruit $f^{(01)}$. La valeur du FNR est ainsi comprise entre 0% et 100%.

$$\text{FNR} = \frac{\text{FN}}{\text{FN} + \text{TP}} \times 100 \tag{5.35}$$

Plus le FNR est élevé plus la probabilité que certaines spires du coil n'aient pas été reconstruites est élevée. Une spire non reconstruite n'est pas acceptable pour une utilisation clinique.

- Le FPR correspond à la proportion de voxels non-nuls apparaissant dans $f^{(01)}$ qui n'apparaissent pas dans $f_{\text{ref}}^{(01)}$ par rapport à la taille du support $f_{\text{ref}}^{(01)}$. Ainsi, la valeur du FPR dépasse 100% si le nombre de faux positifs est supérieur à la taille du support $f_{\text{ref}}^{(01)}$.

$$\text{FPR} = \frac{\text{FP}}{\text{FN} + \text{TP}} \times 100 \tag{5.36}$$

En pratique, une valeur de FPR supérieure à 100% reflète la présence d'artéfacts en stries non localisés dans la reconstruction. Ainsi, plus le FPR est élevé, plus la probabilité que les spires du micro-coil reconstruit ne puissent être distinguées est élevée.

**Impact du filtrage de diffusion** L'impact du filtrage de diffusion sur la reconstruction est quantifié comme le pourcentage d'amélioration du FNR (noté $\text{A}_{\text{FNR}}$) et du FPR (noté $\text{A}_{\text{FPR}}$) par rapport à une reconstruction sans filtrage :

$$\text{A}_{\text{FNR}} = \frac{\text{FNR}_{\text{Filter}} - \text{FNR}_{\text{NoFilter}}}{\text{FNR}_{\text{NoFilter}}} \tag{5.37}$$

$$\text{A}_{\text{FPR}} = \frac{\text{FPR}_{\text{Filter}} - \text{FPR}_{\text{NoFilter}}}{\text{FPR}_{\text{NoFilter}}} \tag{5.38}$$

Une valeur négative du $\text{A}_{\text{FNR}}$ (resp. du $\text{A}_{\text{FPR}}$) dénote une amélioration par rapport à une reconstruction effectuée sans filtrage via une réduction de la valeur du FNR (resp. FPR) tandis qu'un pourcentage positif dénote une dégradation via une augmentation de la valeur du FNR (resp. FPR).

### 5.5.4 Résultats

Nous commençons par présenter en Sec. 5.5.4.1, les résultats de la reconstruction pour chaque mode d'acquisition obtenus avec une contrainte de parcimonie seule (ie avec positivité mais sans filtrage). Les résultats avec le filtrage sont présentés en Sec. 5.5.4.2.

#### 5.5.4.1 Reconstructions avec contrainte de parcimonie

Le nuage de points de la Figure 5.12 récapitule l'ensemble des résultats obtenus sur nos jeux de données cliniques (un symbole différent par patient). Chaque point du graphique représente le résultat d'une reconstruction avec le FPR associé en abscisse et le FNR en ordonnée. Les points bleus situés dans la partie supérieure du graphe représentent les reconstructions obtenues avec $P_1(\alpha, 0°)$ tandis que les points violets représentent les reconstructions obtenues avec $P_2(\gamma)$. La série de 11 points bleus associée à chacun des 4 patients représente les 11 ouvertures angulaires $\alpha$ testées. Pour chaque série, le point associé à la plus petite ouverture angulaire (ie $\alpha = 30°$) est entouré d'un cercle noir tandis que le point associé à la plus grande ouverture angulaire (ie $\alpha = 60°$) est entouré d'un cercle rouge. De même, on montre la série de points associée à chacun des 4 patients représentant les différents pas angulaires $\gamma$ testés avec le mode $P_2(\gamma)$. Pour chacune de ces 4 séries, le point associé au plus petit pas angulaire (ie $\gamma = 1.5°$) est entouré d'un cercle noir et le point associé au plus grand pas angulaire (ie $\gamma = 30°$) est entouré d'un cercle rouge.

On observe des tendances très différentes entre les modes d'acquisition $P_1$ et $P_2$. Les 4 séries associées au mode $P_1$ suivent une tendance verticale où le FNR décroît à mesure que l'ouverture angulaire augmente. Cette décroissance s'accompagne d'une légère augmentation ($< 5\%$) du FPR excepté dans le cas du patient 4 où l'augmentation du FPR est plus prononcée (presque 20%). On observe pour les 4 patients une baisse du FNR d'environ 30%. Contrairement au mode $P_1$, les tendances associées au mode $P_2$ sont horizontales et présentent un FNR toujours inférieur au mode $P_1$, quel que soit le pas angulaire testé. Néanmoins le sous-échantillonnage implique ici des FPR beaucoup plus élevés. On observe en effet pour chaque patient que les reconstructions $P_2(30°)$ (cercles rouges, points violets) présentent un FPR significativement plus élevé que pour les reconstructions $P_1(60°, 0°)$ (cercles rouges, points bleus) bien que l'écart angulaire maximal qui sépare deux projections soit le même (ie 30°).

Les graphiques des Figures 5.14(a) et 5.14(b) montrent respectivement l'influence de la position initiale $\theta$ sur les reconstructions effectuées avec le mode $P_1(\alpha, \theta)$ sur un cas ex-vivo et sur le patient 2. On observe que la meilleure position initiale pour le cas ex-vivo ($\theta = -30°$) correspond à la moins bonne position sur le cas patient pour lequel on observe une plus grande variabilité. On remarque pour $\theta = -30°$ que le micro-coil apparaît superposé à des structures intenses dans la projection latérale (voir Figure 5.16) contrairement aux 3 autres positions. Cette projection ayant un poids significatif dans la reconstruction, il est possible que la présence des structures intenses (le modèle de micro-guide utilisé présente une radio-opacité à peine plus élevée) soient à l'origine des artéfacts très prononcés qui sont observés pour $\theta = -30°$.

Globalement, on observe des valeurs de FNR toujours plus faibles avec le mode $P_2$ qu'avec le mode $P_1$, cela quel que soit la position initiale $\theta$ qui est choisie. Ces valeurs de FNR ont néanmoins été obtenues au prix de valeurs de FPR plus élevées produisant ainsi des reconstructions visuellement plus bruitées.

Nous montrons sur la Figure 5.13 un rendu visuel MIP du micro-coil correspondant au patient 1 reconstruit avec l'ensemble des projections (Figure 5.13(a)), le mode $P_0(60°)$ (Figure 5.13(b)), le mode $P_1(60°, 0°)$ (Figure 5.13(c)) et le mode $P_2(30°)$ (Figure 5.13(d)). Le mode $P_0$ est celui qui produit la moins bonne reconstruction (le micro-coil apparaît tronqué) et le mode $P_2$ avec seulement 6 projections est celui qui produit la meilleure reconstruction. On observe néanmoins qu'ajouter une projection orthogonale à la projection centrale de $P_0$ permet d'améliorer significativement la qualité de la reconstruction qui apparaît moins bruitée que la reconstruction obtenue avec $P_2$.

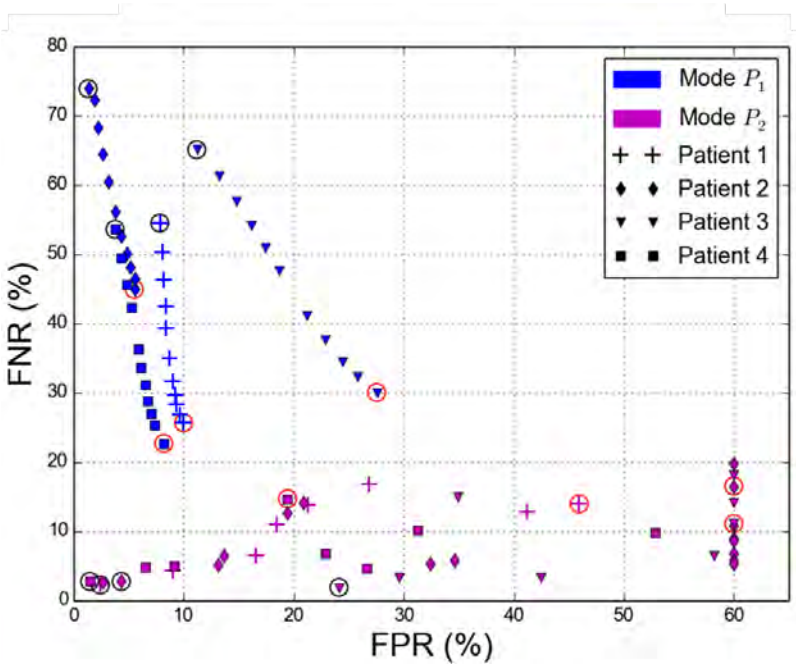
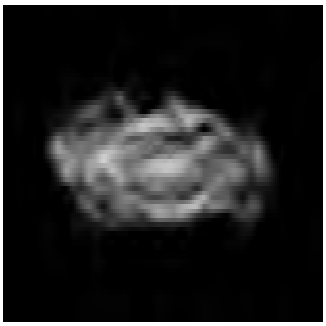
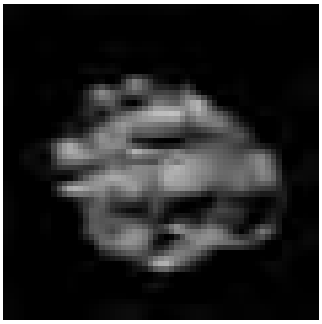



FIGURE 5.12 – Graphe du FPR (valeurs tronquées à 60%) en fonction du FNR qui compare les modes$P_1$ (bleu) et $P_2$ (violet) pour chacun des 4 patients (un symbol par patient). Cercles noirs : $P_1(30°, 0°)$, $P_2(3°)$. Cercles rouges : $P_1(60°, 0°)$, $P_2(30°)$.

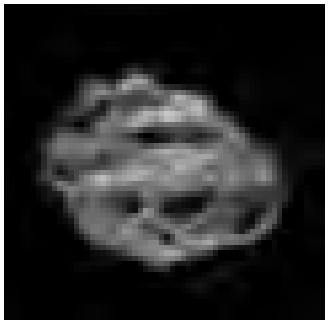
(a) VT



(b) $P_0$ $(60°, 0°)$

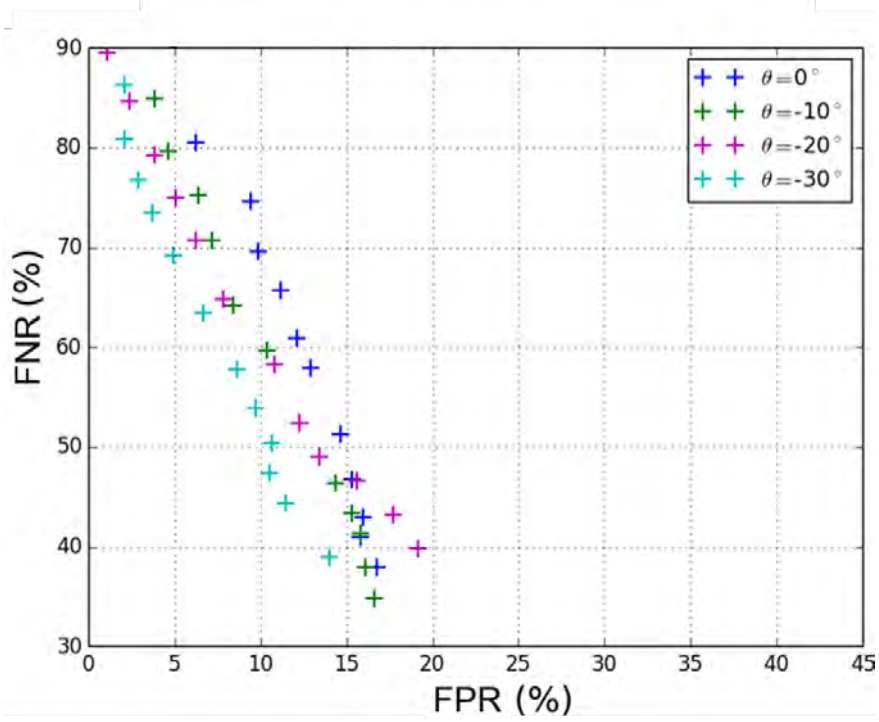


(c) $P_1$ $(60°, 0°)$

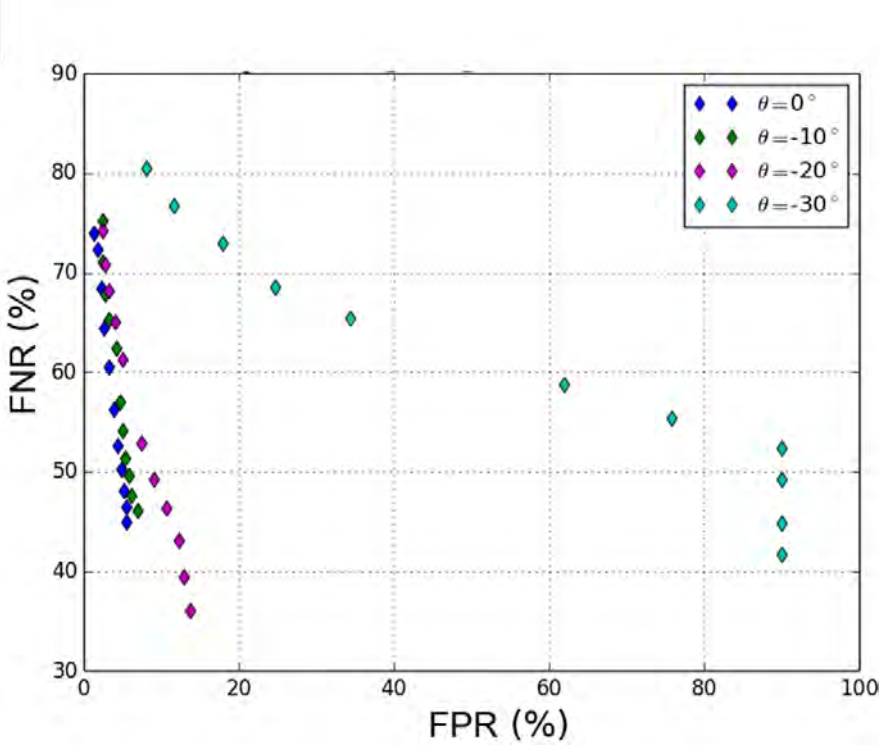


(d) $P_2$ $(30°)$

FIGURE 5.13 – Cas du patient 1. Rendu MIP de reconstructions effectuées avec une contrainte de parcimonie seule avec toutes les projections ($f_{\text{ref}}$) et selon les trois modes d'acquisition.

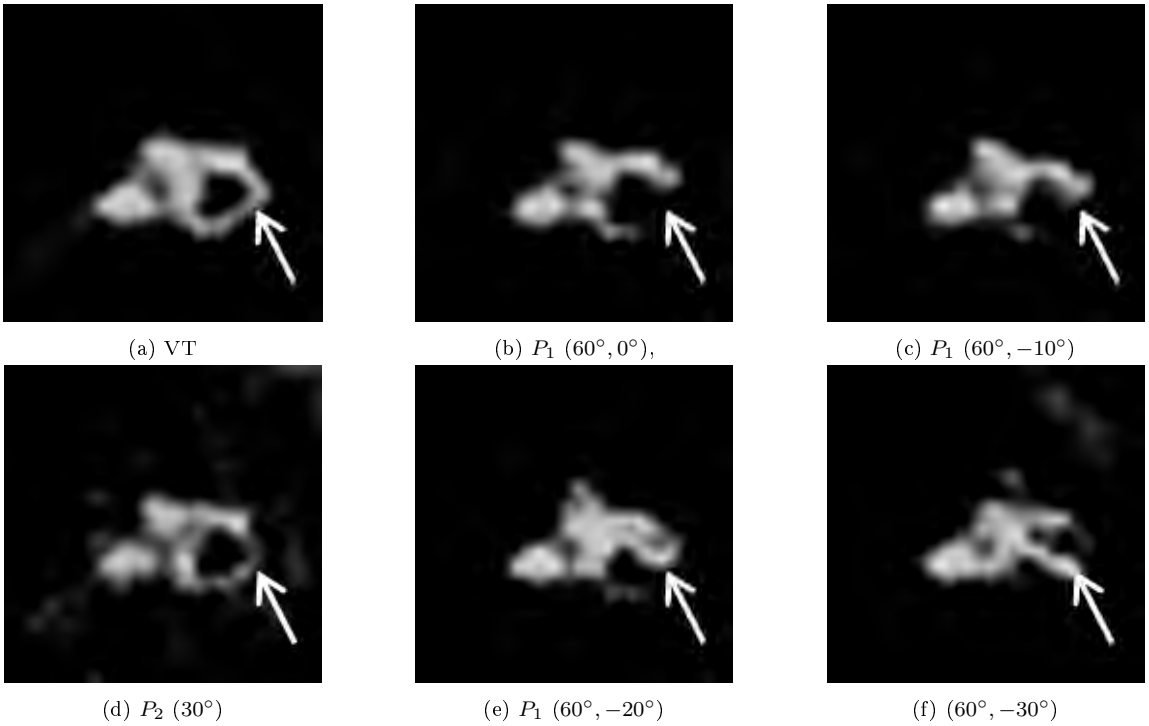



(a) Micro-coil ex-vivo




(b) Patient 2

FIGURE 5.14 – Graphe du FPR en fonction du FNR montrant l'impact de la position initiale $\theta$ pour le mode $P_1$. (a) Cas du micro-coil imagé ex-vivo. (b) Cas patient 2 (valeurs du FPR tronquées à 90%).



(a) VT (b) $P_1$ $(60°, 0°)$, (c) $P_1$ $(60°, -10°)$

(d) $P_2$ $(30°)$ (e) $P_1$ $(60°, -20°)$ (f) $(60°, -30°)$

FIGURE 5.15 – Cas du patient 2. Rendu MIP de reconstructions effectuées avec une contrainte de parcimonie seule. La flèche blanche indique une spire du coil. (b) (c) (e) (f) impact de la position initiale de la rotation $\theta$ (mode $P_1$) sur la reconstruction. (a) Reconstruction avec les 150 projections, (d) Reconstruction avec 6 projections (mode $P_2$)

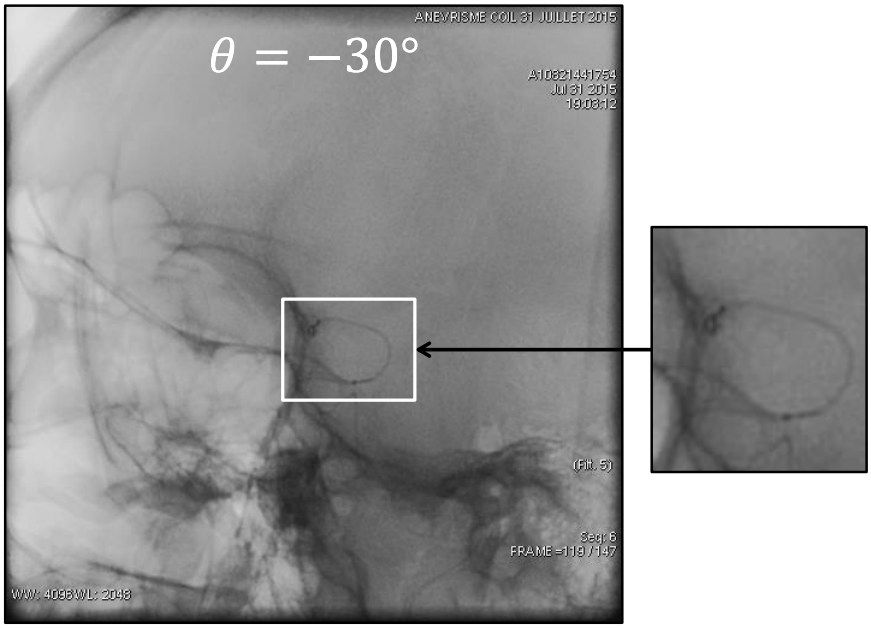



FIGURE 5.16 – Cas du patient 2. Projection latérale pour $\theta = -30°$. Le micro-coil apparaît superposé à une structure intense

La Figure 5.15 montre des rendus MIP du micro-coil correspondant au patient 2. Une spire du micro-coil est distinctement visible sur la reconstruction de référence (indiquée par la flèche blanche sur la Figure 5.15(a)). Cette information qui est cliniquement très importante n'est que partiellement reconstruite avec le mode $P_1$ et cela quelle que soit la position initiale $\theta$ (voir les sous-figures (b), (c), (e), (f)). Cette spire est distinctement reconstruite en utilisant le mode $P_2(30°)$ (voir Figure 5.15(d)), c'est-à-dire avec seulement 6 projections.

#### 5.5.4.2 Impact du filtrage de diffusion sur les reconstructions

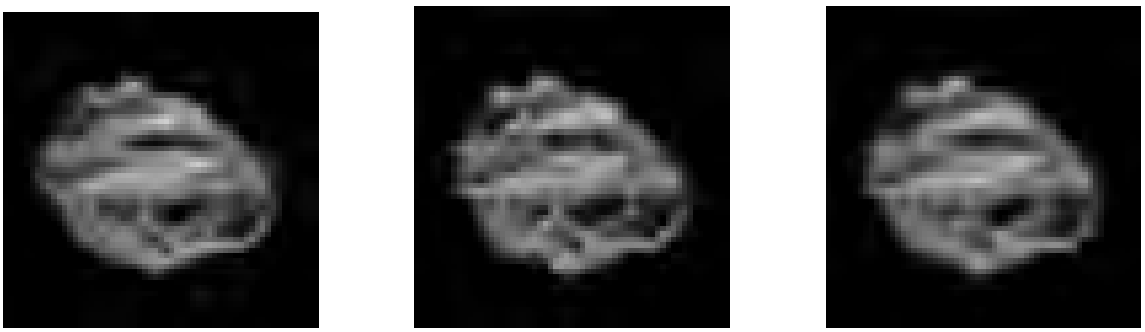
Le Tableau 5.2 récapitule les résultats en terme de pourcentage d'amélioration du FNR et du FPR respectivement moyennés sur les 4 patients, lorsqu'un filtrage de diffusion est utilisé pour les configurations $P_1(60°, 0°)$ et $P_2(30°)$.

Globalement les tenseurs de diffusion multidirectionnels $T_{\mathrm{NLAD}}$ et $T_{\mathrm{NLD}}$ ont eu plus d'impact que le tenseur de diffusion unidirectionnel $T_{\mathrm{CED}}$. Utiliser la diffusion en tant que post-traitement a en général produit de meilleurs résultats en terme de FNR et de FPR qu'en l'utilisant à tous les stades de l'approche hiérarchique. Filtrer avec le tenseur de diffusion $T_{\mathrm{NLAD}}$ a permis de réduire le bruit de structure (ie les artéfacts en stries) induit par le sous-échantillonnage angulaire (baisse des valeurs du FPR) et d'interpoler une partie des informations manquantes (baisse des valeurs du FNR). Ces résultats sont plus marqués avec le mode d'acquisition $P_2$ où les reconstructions apparaissent plus bruitées qu'avec $P_1$.

La Figure 5.17 montre les reconstructions obtenues en utilisant le filtrage de diffusion à tous les stades de l'approche hiérarchique sur le patient 1 avec la configuration $P_2(30°)$. Le filtre CED (ie tenseur $T_{\mathrm{CED}}$) a produit une reconstruction où les spires du coil apparaissent plus lisses (5.17(a)) mais où il reste du bruit de structure. L'autre tenseur de diffusion isotrope $T_{\mathrm{NLD}}$ a produit une reconstruction de ce même micro-coil qui apparaît visuellement moins bruité (5.17(b)) tandis que le tenseur $T_{\mathrm{NLAD}}$ semble produire une bonne combinaison des deux autres filtres (5.17(c)).

| Tenseur de | $P_1$, Stades $0-S$ | | $P_1$, Stade $S$ | | $P_2$, Stades $0-S$ | | $P_2$, Stade $S$ | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| diffusion T | $A_{FNR}$ | $A_{FPR}$ | $A_{FNR}$ | $A_{FPR}$ | $A_{FNR}$ | $A_{FPR}$ | $A_{FNR}$ | $A_{FPR}$ |
| CED | -1 | +3 | -2 | -2 | +4 | -11 | -4 | -14 |
| NLD | -7 | +5 | -6 | -8 | -22 | -27 | -24 | -28 |
| NLAD | -4 | +2 | -8 | -11 | -19 | -31 | -27 | -29 |

TABLE 5.2 – Comparaison du pourcentage d'amélioration du FNR et du FPR en utilisant le filtrage par diffusion à chaque stade de la reconstruction hiérarchique ou bien au dernier stade seulement, pour les mode d'acquisition $P_1(60°, 0°)$ et $P_2(30°)$



(a) (b) (c)

FIGURE 5.17 – Cas du patient 1. Rendu MIP de reconstructions effectuées avec une contrainte de parcimonie et filtrage par diffusion à chaque stade de la reconstruction hiérarchique pour le mode d'acquisition $P_2$ (30°) : (a) CED, (b) NLD (c) NLAD

## 5.6 Discussion

Trois modes d'acquisition ont été considérés pour reconstruire rapidement un micro-coil en 3D avec un système biplan. Chaque mode correspond à un sous-échantillonnage particulier de la trajectoire circulaire tomographique et donne un rôle différent à l'arceau latéral. Une approximation parcimonieuse de la reconstruction via une contrainte $\ell_1$ a été utilisée pour générer l'image 3D d'un micro-coil à partir de données limitées. Des résultats obtenus pour un micro-coil ex-vivo et 4 cas patients ont montré les performances d'une approximation parcimonieuse en fonction du mode et de la quantité d'information manquante (contrôlée via l'ouverture angulaire ou le pas angulaire) en terme de support et d'inspection visuelle. Une analyse du taux de faux négatifs et du taux de fausses détections a permis de discriminer distinctement le mode à ouverture angulaire limitée $P_1$ du mode $P_2$ qui suis un sous-échantillonnage angulaire uniforme.

**La parcimonie** L'utilisation d'une contrainte de parcimonie s'est révélée très efficace pour atténuer les artéfacts en stries causées par le sous-échantillonnage angulaire, cela pour les trois modes d'acquisitions considérés. Elle ne permet cependant pas en conditions de troncation angulaire de résoudre le problème de la résolution anisotrope et l'importante quantité d'information non reconstruite. Ainsi, les reconstructions produites par le mode $P_0$ ont été jugées insuffisantes sur tous les cas de la base de données tandis que le mode $P_2$ a permis de produire les meilleures reconstructions.

**Choix des projections** Avec le mode intermédiaire $P_1$, l'ajout d'une unique projection orthogonale améliore significativement la qualité de la reconstruction par rapport au mode $P_0$. Il reste cependant que $P_1$ montre une variabilité non négligeable à la position de départ choisie. Cela confirme qu'il existe une direction privilégiée selon laquelle le micro-coil devrait être imagé, comme cela a pu être constaté par [Varga et al., 2011] dans un contexte différent, afin d'éviter des superpositions défavorables avec le fond. Un certain nombre de travaux ont montré les avantages d'optimiser la sélection des projections soit dynamiquement [Batenburg et al., 2013, Dabravolski et al., 2014], soit par rapport à un modèle a priori de l'objet [Fischer et al., 2016] pour la reconstruction tomographique.

Pour ce qui est d'un micro-coil déployé dans un anévrisme, les incidences optimales sont celles qui dégagent le collet de l'anévrisme en projection (i.e lorsque le plan de projection est orthogonal au plan du collet). Néanmoins pour certaines localisations d'anévrismes, ces incidences ne sont pas atteignables par l'arceau. Ces restrictions mécaniques peuvent limiter l'efficacité de ce type de solutions. Nous avons en effet pu constater pour un cas patient qu'une information clinique importante n'a pas pu être reconstruite avec le mode $P_1$, quelle que soit la position initiale testée. Le mode d'acquisition $P_2$ a permis de reconstruire toute l'information avec seulement 6 projections réparties uniformément sur 180°.

**Continuité par filtrage anisotrope** Un filtre de diffusion anisotrope 3D a été intégré au processus de reconstruction pour favoriser la reconstruction de structures curvilignes. Trois types de tenseurs ont été considérés pour moduler localement la force et la direction du filtrage par diffusion. Les trois filtres ont permis une amélioration de la reconstruction soit en favorisant les structures curvilignes soit en filtrant le bruit de structure.

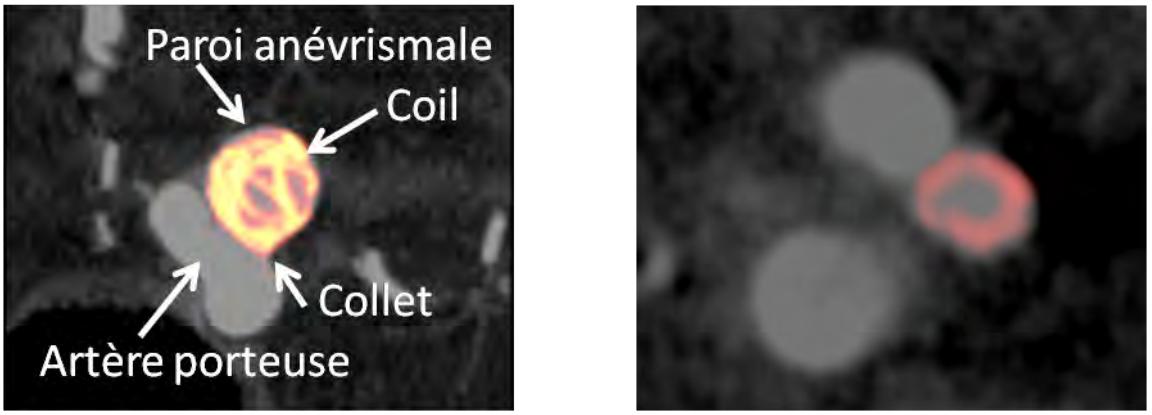
Une amélioration de ce filtre serait de tenir compte de la direction des incidences de projection. En effet, les stries de sous-échantillonnage étant dans la directions des rayons, il pourrait être avantageux de filtrer plus fortement dans les directions orthogonales où l'erreur de reconstruction est moins élévée.

**Intérêt clinique.** Quel que soit le mode d'acquisition, seul le support du micro-coil est reconstruit pour un coût en dose et en temps très limité. Il devient alors possible de voir comment le micro-coil est déployé dans l'espace 3D et des spires autrement indiscernables dans les projections frontale et latérale à cause des trop nombreuses superpositions peuvent être révélées.

Visualiser le micro-coil en 3D avec la vascularisation 3D permettrait de donner plus d'information quant à la qualité de son positionnement par rapport à l'anévrisme et l'artère porteuse. Une reconstruction 3D de l'arbre vasculaire est généralement effectuée en début d'intervention (voir chapitre 1). Pour mettre en commun ces informations, un recalage entre les deux volumes est cependant nécessaire. Il est en effet courant en pratique clinique que, lorsque l'incidence idéale n'est pas atteignable par le système, le neuroradiologue replace la tête du patient en position d'hyper-extension pour s'en rapprocher, après avoir reconstruction 3D de l'arbre vasculaire. Outre ces déplacements, la question se pose d'une éventuelle déformation de la parois anévrismale avant et après pose du micro-coil dans l'anévrisme.

Nous avons néanmoins pu constater sur deux cas cliniques qu'une transformation rigide (translation et rotation) a suffit à recaler le support du micro-coil sur l'anévrisme (voir Figure 5.18). Ce recalage 3D/3D a été effectué manuellement sur la base des structures osseuses présentes dans les deux volumes reconstruits avec FDK à partir d'une acquisition spin complète. Bien que l'hypothèse de parcimonie nous ait permis de réduire fortement le nombre de projections pour la reconstruction d'une structure fine comme le micro-coil, cette hypothèse n'est plus vérifiée pour la reconstruction du fond. Un recalage 3D/3D n'est donc pour le moment pas réalisable. Une procédure de recalage 3D/2D [Markelj et al., 2012] pourrait être une alternative dans la mesure où les structures osseuse restent visibles dans les projections ayant servi à reconstruire le micro-coil.

De plus, les dernières générations des systèmes biplan permettent d'acquérir des DSRA (*Digital Subtracted Rotational Angiography*) où un premier spin non-injecté est effectué, suivi d'un deuxième injecté pour voir les vaisseaux. La DSRA permet ainsi de disposer de trois volumes recalés entre eux : le fond anatomique seul, le fond anatomique avec l'arbre vasculaire et l'arbre vasculaire seul (objectif initial de la DSRA) obtenue par soustraction des deux précédents. Le volume contenant le fond anatomique seul serait alors le plus adapté pour entreprendre une procédure de recalage 3D/2D.




(a) (b)

FIGURE 5.18 – Coupe axiale épaisse après recalage manuel de la reconstruction FDK d'un spin injecté avant déploiement du premier micro-coil avec la reconstruction FDK d'un spin non-injecté après déploiement du premier micro-coil pour deux patients différents.

# 6

# Conclusion

Le travail de recherche que nous avons présenté s'inscrit dans le cadre de l'imagerie médicale tridimensionnelle par rayons X en neuroradiologie interventionnelle où les traitements sont effectués par voie endovasculaire. Le caractère minimalement invasif de l'approche endovasculaire se paie cependant, par rapport à la chirurgie, par un moindre contrôle sur les outils puisqu'ils sont mis en place et manipulés "à distance" sous contrôle radiologique, grâce aux systèmes d'imagerie interventionnels. Ce sont avant tout des systèmes conçus pour fournir une imagerie projective temps-réel, même s'ils permettent de fournir ponctuellement une imagerie 3D par tomographie. Malgré les progrès constants des caractéristiques techniques de ces appareils, mettre à disposition du praticien une imagerie non-ambiguë d'une zone d'intérêt du patient à tout moment d'une intervention n'est aujourd'hui pas possible, car cela nécessite d'effectuer une acquisition tomographique qui d'une part prend trop de temps et d'autre part implique une irradiation trop élevée. Pour repousser ces limites technologiques, la solution générique que représente la tomographie doit être remplacée par des techniques limitées en termes d'applications mais moins exigeantes en nombre et qualité des images nécessaires à la reconstruction.

L'analyse de la pratique thérapeutique des traitements endovasculaires intra-crâniens guidés par système d'imagerie biplan nous a permis d'identifier, entre autres, deux situations particulières pour lesquelles une alternative à la tomographie qui soit significativement plus rapide et moins irradiante est possible : le suivi de la progression d'un guide dans les circonvolutions vasculaires, et l'évaluation de la position et de la configuration d'un coil dans un anévrisme et son vaisseau parent. Dans ces deux cas, l'objet d'intérêt est un outil constitué d'un matériau unique de forme curviligne autorisant une modélisation et une reconstruction associée spécifique au contexte. Malgré ces points communs forts, chaque contexte [18] nous a conduit à un développement technique très différent : une approche de segmentation et reconstruction stéréoscopique pour le guide, une approche de reconstruction tomographique parcimonieuse pour le coil.

## 6.1 Reconstruction 3D du guide :

### 6.1.1 Bilan de la méthode

Nous avons développé une technique de reconstruction 3D d'un guide sur un système interventionnel biplan. Les images fluoroscopiques en entrée sont celles qui sont acquises en temps-réel pour visualiser sa progression au sein du réseau vasculaire cérébral. La méthode proposée se décompose, de manière classique, en une première phase de segmentation du guide dans les images projectives, suivie d'une phase de reconstruction par mise en correspondance stéréoscopique des éléments segmentés.

#### 6.1.1.1 Phase de segmentation

Pour la segmentation dans des images fluoroscopiques, nous avons reformulé le problème comme la succession d'une étape de débruitage, d'un simple seuillage et d'une squelettisation. En effet, la structure

18. Courbe 3D suivant la forme de l'artère présentant tout au plus quelques auto-superpositions en projection pour le guide versus courbe 3D en forme de pelote présentant de nombreuses auto-superpositions en projection pour le coil.

du guide s'extrait facilement par soustraction du fond, soit de façon native grâce au mode d'imagerie soustraite, soit par simple analyse des premières images du flux vidéo. Le souci principal est dans ce cas le rapport signal-sur-bruit très faible du flux pour minimiser l'irradiation du patient.

Les images "natives" lues sur le détecteur se modélisent par le modèle statistique de bruit poissonnien, selon lequel la variance du bruit est proportionnelle à l'intensité du pixel. Ces images doivent être traitées avant d'être affichées pour disposer d'une dynamique optimisée sur un fond parfois soustrait. Ces traitements modifient les caractéristiques statistiques initiales de façon non triviale. Le signal en revanche se modélise simplement comme une composante linéique. Nous avons donc suivi Weickert dans son choix d'utiliser les valeurs propres du tenseur de structure comme mesure de cohérence du signal en chaque pixel de l'image pour guider le filtrage.

L'analyse de la distribution statistique de ces valeurs propres nous a permis de séparer les zones de bruit de fond, filtrées par diffusion uniforme bidimensionnelle, des zones de signal, filtrées par renforcement de la cohérence de la structure linéique du guide. L'originalité de notre approche réside dans la formulation du filtre qui permet d'alterner filtrage uniforme et directionnel, là où la CED de Weickert ne fait que moduler la force du filtrage directionnel. Les résultats de cette approche se sont avérés tout à fait satisfaisant pour produire des segmentations de suffisamment bonne qualité pour la reconstruction stéréoscopique.

#### 6.1.1.2 Phase de reconstruction

A partir de cette segmentation, le recouvrement de la position du guide en profondeur est obtenu par reconstruction stéréoscopique. Après le découpage de la segmentation en fragments curvilignes 2D, des hypothèses d'appariement de ces fragments sont formulées sous contraintes. Chaque hypothèse génère un fragment 3D par reconstruction stéréoscopique.

Néanmoins, certaines hypothèses peuvent correspondre à des réalisations géométriques sans réalité physique (ce que nous avons appelé *ambiguïté*). Il s'agit alors d'identifier le sous-ensemble d'hypothèses qui, mises bout-à-bout, décrivent une courbe 3D correspondant effectivement à la reconstruction guide.

Pour cela, un graphe capture toutes les connexions possibles (arêtes) entre les hypothèses (nœuds). L'existence d'une arête transcrit dans le graphe une contrainte d'unicité. Par ailleurs, chaque arête est pondérée par une fonctionnelle d'évaluation de la continuité et de la régularité de la connexion. Une approche de résolution combinatoire nous permet ensuite d'extraire un chemin minimum dans ce graphe qui s'avère correspondre dans la grande majorité des cas à la reconstitution effective de la forme du guide en 3D.

On reporte en effet un taux de succès de 93% sur notre base de données constituée de plus de 1000 courbes simulées dont la reconstruction ne peut être obtenue par simple rétroprojection épipolaire. Nous avons également mis en évidence une proportionnalité du taux de succès de la segmentation et donc de la reconstruction avec la qualité image, c'est-à-dire la dose de rayonnement. Sur des images réelles, l'erreur moyenne de reprojection de la courbe 3D est de l'ordre de l'incertitude du détourage manuel 2D qui nous sert de référence. Dans les conditions actuelles de la clinique, le résultat est tout à fait satisfaisant. De plus, cette reconstruction 3D ne nécessite pas de modification de la chaîne image.

Il est également à noter que la complexité combinatoire de notre méthode peut être déterminée à l'avance pour une paire d'images segmentées donnée, et que nous avons pu montrer sur un nombre important de cas simulés qu'elle reste en pratique peu élevée, rendant ainsi une implémentation temps-réel possible.

Comparativement aux autres méthodes de reconstructions stéréoscopiques de guide basées segmentation, notre méthode ne nécessite pas, pour résoudre les ambigüités géométriques, d'exprimer cette segmentation sous la forme d'un ensemble de point 2D ordonnés (plus difficile à obtenir dans le contexte de la neuroradiologie interventionnelle) au contraire de [Baert et al., 2003, Hoffmann et al., 2016]. Sans une telle restriction, nous pouvons également traiter les éventuelles erreurs commises pendant la phase de segmentation directement en 3D comme le propose [Petkovic et al., 2011] dont la méthode reste néanmoins sensible au problème des ambiguïtés géométriques. Aucune initialisation particulière n'est requise dans notre cas contrairement aux méthodes de [Bender et al., 1999, Lin, 2003] où une des extrémités du guide doit être spécifiée pour initialiser le suivi spatial, et [Brückner et al., 2009, Schenderlein et al., 2010] où la reconstruction 3D au temps précédent doit être connue pour effectuer le suivi temporel. Ainsi, notre

méthode de reconstruction stéréoscopique prend en entrée uniquement une paire d'images fluoroscopiques et peut donc être utilisée à tout moment de la procédure pour produire une reconstruction 3D du guide.

### 6.1.2 Perspectives

On peut distinguer deux modes d'utilisation de notre reconstruction : une, statique, valide pour la majorité des applications cliniques que nous avons recensées, où le guide n'est pas déplacé ou bien poussé lentement dans l'artère, sans que cela soit une contrainte pour le praticien puisque la nécessité de la 3D provient d'une situation où la navigation est difficile et se fait donc lentement (e.g. prise d'une bifurcation, entrée dans l'anévrisme, guide bloqué, etc). Ces reconstructions sont faites sur demande, et obtenir une dose suffisante pour quelques reconstructions 3D n'a pas d'impact significatif sur la dose globale. Une seconde utilisation, dynamique, reconstruit le guide en permanence à partir du flux basse dose utilisé sans modification, créant un flux parallèle 3D qui peut même se substituer au flux 2D. L'utilisateur n'a pas à demander une reconstruction ni à adapter la dose. Le premier mode est évidemment le plus facile à transférer dans la pratique clinique. Le second requiert une plus grande robustesse aux imprécisions présentes dans le flux basse dose des images projectives.

Les principaux perturbateurs pour la reconstruction stéréo du micro-guide sont les sur-segmentations liées à (1) la présence d'autres objets radio-opaques dans le champ (e.g. coils) qui n'auraient été que partiellement éliminés à l'étape de soustraction [19], (2) la présence d'artéfacts de mouvements introduits par le filtrage temporel lorsque la vitesse du guide est trop élevée (dédoublement du guide).

Des techniques de recalage standard (e.g. pixel-shift rigide ou élastique) peuvent être mises en œuvre entre l'image courante et l'image masque pour éviter l'apparition des artéfacts de soustraction.

Afin d'éviter les artéfacts liés au filtrage temporel, celui-ci pourrait être intégré directement à notre étape de débruitage en ajoutant la dimension temporelle au filtrage proposé. On peut imaginer de plus que le filtrage bénéficie au temps $t$ de la segmentation du guide obtenue au temps $t-1$ pour adapter les seuils de sensibilité. Néanmoins, cette connaissance n'aura d'intérêt que si le guide bouge peu entre deux images, c'est-à-dire si la cadence est élevée, ce qui suppose que les images soient individuellement acquises à très basse dose pour ne pas augmenter la dose globale. C'est pourquoi une seconde approche sera peut-être d'autoriser une dose plus élevée par image en baissant la cadence et donc sans utilisation du filtrage temporel, mais cela implique une modification du protocole d'acquisition.

Notre méthode est plus particulièrement robuste à la présence de "trous" dans l'espace qui contient le support 3D de la courbe recherchée. Ces trous peuvent avoir des origines différentes : (1) la segmentation (e.g. portion de la courbe non segmentée ou segmentée de manière imprécise), (2) le découpage épipolaire (e.g. zone tangence épipolaire, point de croisement 2D), (3) une calibration imprécise. Mais nous avons délibérément laissé de côté dans tout ce travail les incertitudes potentielles liées à la calibration du système. La calibration géométrique du plan frontal des systèmes interventionnels est excellente puisqu'elle permet de voir en 3D par tomographie des vaisseaux injectés de l'ordre de 200 microns de diamètre. En revanche, le système latéral est mécaniquement très différent. La preuve de concept de reconstruction 3D apportée par ce travail devrait susciter des études pour en améliorer la précision mécanique.

## 6.2 Reconstruction 3D d'un coil :

### 6.2.1 Bilan de la méthode

Notre deuxième contribution est une méthode de reconstruction d'un coil déployé dans l'anévrisme. La forme d'un coil n'étant pas contrainte par le réseau vasculaire sous-jacent, contrairement à celle d'un guide, l'ensemble des solutions possibles devient trop grand pour une approche stéréoscopique par contraintes. En revanche, l'analyse du besoin clinique indique que le mode d'acquisition 3D cone-beam

19. Un bougé de l'arbre vasculaire peut entraîner un bougé de la poche anévrismale et donc des micros-coils qui s'y trouvent rendant alors obsolète le masque de soustraction. De tels bougés peuvent être provoqués par une mise en tension des artères environnantes du fait de la manipulation du micro-guide ou du micro-cathéter, ou bien, dans une moindre mesure, par la pulsatilité artérielle.

CT actuellement utilisé dans la pratique clinique donnerait le résultat souhaité mais à un coût exorbitant en termes à la fois de complexité de la mise en œuvre et de dose de rayonnement nécessaire. Plusieurs centaines de vues sont en effet communément acquises pour ce type d'imagerie.

Néanmoins, pour notre objectif d'imager un objet présentant des caractéristiques structurelles connues a priori, les développements récents de la théorie du "*compressed-sensing*" particulièrement bien adaptés à la tomographie, nous ont poussés dans la direction de la réduction significative de l'échantillonnage angulaire. Les caractéristiques structurelles du coil ont été transformées en contraintes mathématiques sur la solution cherchée : la contrainte de parcimonie essentielle au "*compressed-sensing*" et une contrainte de continuité, par filtrage 3D avec un filtre défini par extension de notre travail sur la diffusion anisotrope en 2D. Un ensemble d'acquisitions, correspondant chacune à un sous-échantillonnage aussi bien en termes de densité que de couverture angulaire de l'acquisition standard, ont été étudiées.

Nos résultats ont abouti aux conclusions suivantes. L'a priori de parcimonie a un fort impact sur le résultat le rendant ainsi indispensable dans le cadre de notre application. L'a priori de continuité permet uniquement d'améliorer l'apparence de l'image, ce qui pourra aider dans la pratique clinique où les utilisateurs préfèrent des images plus lisses. Ces a priori permettent d'interpoler les angulations manquantes. Ils ne permettent en revanche pas de les extrapoler.

Ces contraintes autorisent un sous-échantillonnage angulaire important en terme de densité, mais ne sont pas suffisantes si la couverture de l'échantillonnage ne respecte plus les 180°. Ainsi, toutes les configurations de coils testées ont pu être reconstruites avec seulement 6 vues réparties uniformément sur 180° alors que la reconstruction à partir d'un nombre de vues bien plus important, mais ne couvrant pas 180°, ne lève pas toutes les ambiguïtés et ne permet donc pas de capturer toute la configuration spatiale d'un coil. Ces résultats sont conformes aux attentes. Même s'il serait beaucoup plus simple de n'avoir à utiliser que le système frontal pour l'acquisition tout en laissant en place le système latéral, les outils mis en œuvre sont fondamentalement de l'ordre de l'interpolation et non de l'extrapolation, et les analyses quantitatives des reconstructions que nous reportons le montrent clairement.

### 6.2.2 Perspectives

Un protocole d'acquisition simultané par les plans frontal et latéral n'est pas disponible aujourd'hui, et butte aussi sur la mesure de calibration et de répétabilité du plan latéral. C'est néanmoins une motivation supplémentaire pour simplifier l'acquisition tomographique en général en levant la contrainte du parking du plan latéral qui fait perdre du temps et dérange l'équipe médicale de façon significative.

Avec notre méthode, seul le support du micro-coil est reconstruit pour un coût en dose et en temps très limité. Visualiser le micro-coil en 3D avec la vascularisation 3D permettrait de donner plus d'information quant à la qualité de son positionnement par rapport à l'anévrisme et l'artère porteuse. Une reconstruction 3D de l'arbre vasculaire est généralement effectuée en début d'intervention. Pour mettre en commun ces informations, un recalage entre les deux volumes est cependant nécessaire. Il est en effet courant en pratique clinique que, lorsque l'incidence idéale n'est pas atteignable par le système, le neuroradiologue replace la tête du patient en position d'hyper-extension pour s'en rapprocher, après avoir obtenu la reconstruction 3D de l'arbre vasculaire.

Les développements ici présentés sont des preuves de concept que la reconstruction 3D d'un guide comme d'un coil sont possibles moyennant quelques développements technologiques supplémentaires sur les systèmes biplans vasculaires actuels. Ces informations sont un facteur de sécurité supplémentaire dans la prise de décision clinique et l'évaluation au cours de l'opération. Les perspectives évoquées laissent entrevoir la possibilité d'un flux vidéo 3D du suivi du micro-outil qui remplacerait le suivi 2D, allégeant les contraintes de positionnement du patient et du système, et rendant toutes les images 3D plus complémentaires et rapidement disponibles. Le traitement des anévrismes cérébraux est déjà sûr et efficace, mais repose sur les compétences pointues de professionnels longuement entraînés. Nos travaux montrent que la technologie qui leur est indispensable peut encore progresser pour rendre leur travail plus simple et leur permettre ainsi de mieux traiter les pathologies.

# A

# Résultats

## A.1 Segmentation du micro-guide

Génération des résultats en autorisant la sélection d'au maximum 3 composantes connexes de longueurs supérieures à 15 pixels.

| Métriques | Résulats Globaux |
|---|---|
| $D_{\mathrm{VT}\rightarrow\mathrm{SEG}}$ | 2.3±3.6 (21.2) |
| $D_{\mathrm{SEG}\rightarrow\mathrm{VT}}$ | 9.7±11.1 (49.6) |
| D | 6.8±6.9 (29.9) |
| FPR | 2.7±3.4 (18.0) |
| FNR | 6.5±5.5 (23.0) |
| TPR | 92.1±6.9 (64.0) |
| ACC | 96.0±5.4 (73.0) |
| $G$ | 82.8±21.0 (4.2) |
| $L$ | 17.5±25.5 (134.5) |
| $L_{dist}$ | 6.9±21.1 (112.3) |

Table A.1 – Global

| Métriques | Pathologie | |
|---|---|---|
| | Autre | Anévrisme |
| $D_{\mathrm{VT}\to\mathrm{SEG}}$ | 2.1±3.0 (12.6) | 2.8±5.2 (27.3) |
| $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$ | 3.8±4.7 (20.0) | 13.9±14.3 (65.9) |
| D | 3.4±2.7 (11.2) | 9.1±8.7 (37.0) |
| FPR | 1.1±0.9 (4.0) | 4.1±4.8 (22.0) |
| FNR | 6.1±7.9 (25.0) | 6.9±4.4 (18.0) |
| TPR | 92.3±9.4 (64.0) | 92.0±4.9 (77.0) |
| ACC | 98.4±1.2 (95.0) | 94.6±6.2 (73.0) |
| $G$ | 84.9±18.0 (30.8) | 81.6±22.4 (4.2) |
| $L$ | 27.1±35.6 (161.0) | 13.5±23.2 (91.2) |
| $L_{dist}$ | 7.5±22.5 (118.6) | 6.6±20.5 (107.8) |

Table A.2 – Pathologie

| Métriques | Exposition | | | |
|---|---|---|---|---|
| | E<100 | 100<E<200 | 200<E<300 | E>300 |
| $D_{\mathrm{VT}\to\mathrm{SEG}}$ | 2.8±3.3 (13.2) | 6.4±8.3 (28.4) | 0.8±0.4 (2.7) | 0.7±0.2 (1.4) |
| $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$ | 7.1±7.1 (30.3) | 20.8±20.3 (92.8) | 10.2±11.5 (42.1) | 2.2±1.9 (10.9) |
| D | 5.6±4.3 (21.3) | 14.6±10.8 (47.0) | 5.5±5.7 (21.2) | 1.6±1.2 (8.0) |
| FPR | 3.5±4.4 (19.0) | 4.8±6.3 (24.0) | 2.0±1.3 (6.0) | 1.1±1.0 (4.0) |
| FNR | 9.7±5.8 (24.0) | 9.5±7.4 (25.0) | 3.8±2.7 (9.0) | 2.4±2.2 (7.0) |
| TPR | 88.7±7.1 (64.0) | 89.1±7.8 (75.0) | 95.7±2.9 (89.0) | 97.1±2.4 (92.0) |
| ACC | 94.9±5.7 (78.0) | 93.6±7.5 (73.0) | 97.7±1.4 (93.0) | 98.6±1.2 (95.0) |
| $G$ | 76.0±22.6 (4.2) | 72.9±23.6 (6.4) | 92.9±13.1 (15.3) | 93.6±8.0 (31.4) |
| $L$ | 31.0±43.2 (162.5) | 24.7±34.7 (143.9) | 6.7±10.1 (38.2) | 12.7±10.9 (42.6) |
| $L_{dist}$ | 5.9±14.4 (81.9) | 29.1±47.5 (127.3) | 0.4±2.2 (18.1) | 0.0±0.3 (2.4) |

Table A.3 – Exposition

| Métriques | Modes | | |
|---|---|---|---|
| | RNS | RS | FS |
| $D_{\mathrm{VT}\to\mathrm{SEG}}$ | 5.5±4.6 (14.5) | 2.3±4.4 (26.6) | 0.6±0.1 (0.9) |
| $D_{\mathrm{SEG}\to\mathrm{VT}}$ | 21.6±32.9 (105.7) | 10.6±9.9 (38.9) | 1.5±0.4 (2.4) |
| D | 14.0±14.9 (53.1) | 7.0±6.3 (25.3) | 1.1±0.2 (1.6) |
| FPR | 0.9±0.7 (2.0) | 3.5±4.3 (20.0) | 1.3±1.3 (5.0) |
| FNR | 14.4±10.5 (30.0) | 6.4±4.1 (17.0) | 1.1±0.9 (2.0) |
| TPR | 83.6±10.8 (64.0) | 92.6±4.8 (77.0) | 98.7±0.9 (96.0) |
| ACC | 98.2±1.3 (96.0) | 95.2±5.9 (73.0) | 98.5±1.4 (95.0) |
| $G$ | 70.1±20.7 (30.8) | 82.7±21.3 (4.2) | 97.0±2.5 (89.9) |
| $L$ | 58.3±60.8 (173.7) | 14.9±21.7 (88.7) | 8.0±7.2 (19.8) |
| $L_{dist}$ | 30.3±42.8 (122.5) | 5.0±17.4 (96.8) | 0.0±0.0 (0.0) |

Table A.4 – Mode

# Bibliographie


[Akhter et al., 2011] Akhter, I., Sheikh, Y., Khan, S., and Kanade, T. (2011). Trajectory space : A dual representation for nonrigid structure from motion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33(7) :1442–1456.

[Anscombe, 1948] Anscombe, F. J. (1948). The transformation of poisson, binomial and negative-binomial data. *Biometrika*, 35(3/4) :246–254.

[Anxionnat et al., 2001] Anxionnat, R., Bracard, S., Ducrocq, X., Trousset, Y., Launay, L., Kerrien, E., Braun, M., Vaillant, R., Scomazzoni, F., Lebedinsky, A., and Picard, L. (2001). Intracranial aneurysms : Clinical value of 3d digital subtraction angiography in the therapeutic decision and endovascular treatment. *Radiology*, 218(3) :799–808. PMID : 11230659.

[Arulampalam et al., 2002] Arulampalam, M. S., Maskell, S., Gordon, N., and Clapp, T. (2002). A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50(2) :174–188.

[Åström et al., 1999] Åström, K., Cipolla, R., and Giblin, P. (1999). Generalised epipolar constraints. *International Journal of Computer Vision*, 33(1) :51–72.

[Ayache and Sander, 1991] Ayache, N. and Sander, P. T. (1991). *Artificial Vision for Mobile Robots : Stereo Vision and Multisensory Perception*. MIT Press, Cambridge, MA, USA.

[Baert et al., 2002] Baert, S., van der Kraats, E., and Niessen, W. (2002). 3d guide wire reconstruction from biplane image sequences for 3d navigation in endovascular interventions. In Dohi, T. and Kikinis, R., editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention — MICCAI 2002*, volume 2488 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 404–410. Springer Berlin Heidelberg.

[Baert et al., 2000] Baert, S. A., Niessen, W. J., Meijering, E. H., Frangi, A. F., and Viergever, M. A. (2000). Guide eire tracking during endovascular interventions. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2000*, pages 727–734. Springer.

[Baert et al., 2003] Baert, S. A. M., van de Kraats, E., van Walsum, T., Viergever, M., and Niessen, W. (2003). Three-dimensional guide-wire reconstruction from biplane image sequences for integrated display in 3-d vasculature. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 22(10) :1252–1258.

[Baker and Binford, 1981] Baker, H. H. and Binford, T. O. (1981). Depth from edge and intensity based stereo. In *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*, IJCAI'81, pages 631–636, San Francisco, CA, USA. Morgan Kaufmann Publishers Inc.

[Barbu et al., 2007] Barbu, A., Athitsos, V., Georgescu, B., Boehm, S., Durlak, P., and Comaniciu, D. (2007). Hierarchical learning of curves application to guidewire localization in fluoroscopy. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07. IEEE Conference on*, pages 1–8.

[Bartlett, 1936] Bartlett, M. S. (1936). The square root transformation in analysis of variance. *Supplement to the Journal of the Royal Statistical Society*, 3(1) :68–78.

[Bascle and Deriche, 1993] Bascle, B. and Deriche, R. (1993). Stereo matching, reconstruction and refinement of 3-D curves using deformable contours. In *Proceedings of the 4th International Conference On Computer Vision*, Berlin, Germany.

[Batenburg et al., 2013] Batenburg, K. J., Palenstijn, W. J., BaláZs, P., and Sijbers, J. (2013). Dynamic angle selection in binary tomography. *Computer Vision and Image Understanding*, 117(4) :306–318.

[Belyaev, 1999] Belyaev, A. (1999). A note on invariant three-point curvature approximations.

[Bender et al., 1999] Bender, H.-J., Männer, R., Poliwoda, C., Roth, S., and Walz, M. (1999). Reconstruction of 3d catheter paths from 2d x-ray projections. In *Proceedings of the Second International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, MICCAI '99, pages 981–989, London, UK, UK. Springer-Verlag.

[Benning et al., 2015] Benning, M., Brune, C., Lagerwerf, R., and Schönlieb, C.-B. (2015). Tgv sinogram inpainting for limited angle tomography. Technical report, Tech. report, University of Cambridge, 01 2015. 5, 21, 33.

[Berthilsson and Åström, 1999] Berthilsson, R. and Åström, K. (1999). Extension of affine shape. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 11(2) :119–136.

[Bismuth et al., 2012] Bismuth, V., Vaillant, R., Talbot, H., and Najman, L. (2012). Curvilinear structure enhancement with the polygonal path image - application to guide-wire segmentation in x-ray fluoroscopy. In Ayache, N., Delingette, H., Golland, P., and Mori, K., editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2012*, volume 7511 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 9–16. Springer Berlin Heidelberg.

[Bismuth et al., 2009] Bismuth, V., Vancamberg, L., and Gorges, S. (2009). A comparison of line enhancement techniques : applications to guide-wire detection and respiratory motion tracking. In *SPIE Medical Imaging*, pages 72591M–72591M. International Society for Optics and Photonics.

[Blackburn et al., 2014] Blackburn, S. L., Abdelazim, A. M., Cutler, A. B., Brookins, K. T., Fargen, K. M., Hoh, B. L., and Kadkhodayan, Y. (2014). Endovascular and surgical treatment of unruptured mca aneurysms : meta-analysis and review of the literature. *Stroke research and treatment*, 2014.

[Bolles, 1979] Bolles, R. C. (1979). Robust feature matching through maximal cliques. volume 0182, pages 140–149.

[Bomze et al., 1999] Bomze, I. M., Budinich, M., Pardalos, P. M., and Pelillo, M. (1999). *The Maximum Clique Problem*, pages 1–74. Springer US, Boston, MA.

[Boykov and Kolmogorov, 2004] Boykov, Y. and Kolmogorov, V. (2004). An experimental comparison of min-cut/max- flow algorithms for energy minimization in vision. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(9) :1124–1137.

[Boykov et al., 2001] Boykov, Y., Veksler, O., and Zabih, R. (2001). Fast approximate energy minimization via graph cuts. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 23(11) :1222–1239.

[Bracard et al., 2010] Bracard, S., Abdel-Kerim, A., Thuillier, L., Klein, O., Anxionnat, R., Finitsis, S., Lebedinsky, A., De Freitas, C. M., Pinheiro, N., De Andrade, G. C., et al. (2010). Endovascular coil occlusion of 152 middle cerebral artery aneurysms : initial and midterm angiographic and clinical results : Clinical article. *Journal of neurosurgery*, 112(4) :703–708.

[Brückner et al., 2009] Brückner, M., Deinzer, F., and Denzler, J. (2009). Temporal estimation of the 3d guide-wire position using 2d x-ray images. In Yang, G.-Z., Hawkes, D., Rueckert, D., Noble, A., and Taylor, C., editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2009*, volume 5761 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 386–393. Springer Berlin Heidelberg.

[Bron and Kerbosch, 1973] Bron, C. and Kerbosch, J. (1973). Algorithm 457 : Finding all cliques of an undirected graph. *Commun. ACM*, 16(9) :575–577.

[Burt and Julesz, 1980] Burt, P. and Julesz, B. (1980). A disparity gradient limit for binocular fusion. *Science*, 208(4444) :615–617.

[Buzug, 2008] Buzug, T. M. (2008). *Computed tomography : from photon statistics to modern cone-beam CT*. Springer Science & Business Media.

[Candes et al., 2006] Candes, E. J., Romberg, J., and Tao, T. (2006). Robust uncertainty principles : exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(2) :489–509.

[Canero et al., 2002] Canero, C., Vilarino, F., Mauri, J., and Radeva, P. (2002). Predictive (un)distortion model and 3-d reconstruction by biplane snakes. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 21(9) :1188–1201.

[Carceroni and Kutulakos, 1999] Carceroni, R. L. and Kutulakos, K. N. (1999). Toward recovering shape and motion of 3d curves from multi-view image sequences. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on.*, volume 1, page 197 Vol. 1.

[Cham and Cipolla, 1997] Cham, T.-J. and Cipolla, R. (1997). Stereo coupled active contours. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE Computer Society Conference on*, pages 1094–1099.

[Chan and Mulet, 1999] Chan, T. F. and Mulet, P. (1999). On the convergence of the lagged diffusivity fixed point method in total variation image restoration. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 36(2) :354–367.

[Chou and Brown, 1990] Chou, P. B. and Brown, C. M. (1990). The theory and practice of bayesian image labeling. *International Journal of Computer Vision*, 4(3) :185–210.

[Christmas et al., 1995] Christmas, W., Kittler, J., and Petrou, M. (1995). Structural matching in computer vision using probabilistic relaxation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 17(8) :749–764.

[Cognard et al., 2014] Cognard, C., Pierot, L., Anxionnat, R., Ricolfi, F., et al. (2014). Respective roles of clipping and coiling in the management of ruptured aneurysms : Results of the clarity gdctm study. *EJMINT*, 2014 :1439000175.

[Combettes and Pesquet, 2009] Combettes, P. L. and Pesquet, J.-C. (2009). Proximal splitting methods in signal processing. *arXiv preprint arXiv :0912.3522*.

[Cox et al., 1996] Cox, I. J., Hingorani, S. L., Rao, S. B., and Maggs, B. M. (1996). A maximum likelihood stereo algorithm. *Computer Vision and Image Understanding*, 63(3) :542 – 567.

[Dabravolski et al., 2014] Dabravolski, A., Batenburg, K. J., and Sijbers, J. (2014). Dynamic angle selection in x-ray computed tomography. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section B : Beam Interactions with Materials and Atoms*, 324 :17–24.

[David and Zucker, 1990] David, C. and Zucker, S. W. (1990). Potentials, valleys, and dynamic global coverings. *International Journal of Computer Vision*, 5(3) :219–238.

[David Dowsett, 2006] David Dowsett, Patrick A Kenny, R. E. J. (2006). *The Physics of Diagnostic Imaging Second Edition*. Cambridge University Press, 2 edition.

[De Ma, 1993] De Ma, S. (1993). Conics-based stereo, motion estimation, and pose determination. *International Journal of Computer Vision*, 10(1) :7–25.

[Dedieu and Favardin, 1994] Dedieu, J.-P. and Favardin, C. (1994). Algorithms for ordering unorganized points along parametrized curves. *Numerical Algorithms*, 6(1) :169–200.

[Delmas et al., 2015] Delmas, C., Berger, M.-O., Kerrien, E., Riddell, C., Trousset, Y., Anxionnat, R., and Bracard, S. (2015). Three-dimensional curvilinear device reconstruction from two fluoroscopic views. volume 9415, pages 94150F–94150F–11.

[Delmas et al., 2016] Delmas, C., Riddell, C., Trousset, Y., Kerrien, E., Berger, M.-O., Anxionnat, R., and Bracard, S. (2016). Intra-operative 3D micro-coil imaging using subsampled tomographic acquisition patterns on a biplane C-arm system. In *Proceedings of the 4th International Conference on Image Formation in X-Ray Computed Tomography (CT meeting'16)*, Bamberg, Germany.

[Donoho, 2006] Donoho, D. L. (2006). Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(4) :1289–1306.

[Dumay et al., 1994] Dumay, A., Reiber, J., and Gerbrands, J. (1994). Determination of optimal angiographic viewing angles : basic principles and evaluation study. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 13(1) :13–24.

[Eppstein and Strash, 2011] Eppstein, D. and Strash, D. (2011). *Listing All Maximal Cliques in Large Sparse Real-World Graphs*, pages 364–375. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

[Fabbri and Kimia, 2010] Fabbri, R. and Kimia, B. (2010). 3d curve sketch : Flexible curve-based stereo reconstruction and calibration. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, pages 1538–1545.

[Fabbri and Kimia, 2005] Fabbri, R. and Kimia, B. B. (2005). *High-Order Differential Geometry of Curves for Multiview Reconstruction and Matching*, pages 645–660. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

[Feldkamp et al., 1984] Feldkamp, L. A., Davis, L. C., and Kress, J. W. (1984). Practical cone-beam algorithm. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1(6) :612–619.

[Felzenszwalb and Zabih, 2011] Felzenszwalb, P. F. and Zabih, R. (2011). Dynamic programming and graph algorithms in computer vision. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 33(4) :721–740.

[Ferns et al., 2009] Ferns, S. P., Sprengers, M. E., van Rooij, W. J., Rinkel, G. J., van Rijn, J. C., Bipat, S., Sluzewski, M., and Majoie, C. B. (2009). Coiling of intracranial aneurysms a systematic review on initial occlusion and reopening and retreatment rates. *Stroke*, 40(8) :e523–e529.

[Fessler, 2009] Fessler, J. (2009). Analytical tomographic image reconstruction methods. *Image Reconstruction : Algorithms and Analysis*, 66 :67.

[Fischer et al., 2016] Fischer, A., Lasser, T., Schrapp, M., Stephan, J., and Noël, P. B. (2016). Object specific trajectory optimization for industrial x-ray computed tomography. *Scientific reports*, 6.

[Frangi et al., 1998] Frangi, A. F., Niessen, W. J., Vincken, K. L., and Viergever, M. A. (1998). *Medical Image Computing and Computer-Assisted Interventation — MICCAI'98 : First International Conference Cambridge, MA, USA, October 11–13, 1998 Proceedings*, chapter Multiscale vessel enhancement filtering, pages 130–137. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

[Frikel et al., 2013] Frikel, J. et al. (2013). *Reconstructions in limited angle x-ray tomography : Characterization of classical reconstructions and adapted curvelet sparse regularization*. PhD thesis, PhD Thesis.

[Gorges, 2007] Gorges, S. (2007). *Towards a 3D navigation system in interventionnal neuroradiology*. Theses, Université Henri Poincaré - Nancy I.

[Gorges et al., 2006] Gorges, S., Kerrien, E., Berger, M.-O., Trousset, Y., Pescatore, J., Anxionnat, R., Picard, L., and Bracard, S. (2006). 3D Augmented Fluoroscopy in Interventional Neuroradiology : Precision Assessment and First Evaluation on Clinical Cases. In *Workshop on Augmented environments for Medical Imaging and Computer-aided Surgery - AMI-ARCS 2006 (held in conjunction with MICCAI'06)*, Copenhagen, Denmark. Wolfgang Birkfellner, Nassir Navab and Stephane Nicolau.

[Hartley and Zisserman, 2003] Hartley, R. and Zisserman, A. (2003). *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2 edition.

[Heibel et al., 2013] Heibel, H., Glocker, B., Groher, M., Pfister, M., and Navab, N. (2013). Interventional tool tracking using discrete optimization. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 32(3) :544–555.

[Held and Karp, 1962] Held, M. and Karp, R. M. (1962). A dynamic programming approach to sequencing problems. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 10(1) :196–210.

[Hellwig, 1977] Hellwig, G. (1977). Teubner, Stuttgart.

[Hoffmann et al., 2012] Hoffmann, M., Brost, A., Jakob, C., Bourier, F., Koch, M., Kurzidim, K., Hornegger, J., and Strobel, N. (2012). Semi-Automatic Catheter Reconstruction from Two Views. In Ayache, N., Delingette, H., Golland, P., and Mori, K., editors, *MICCAI 2012, Part I*, Lecture Notes in Computer Science, pages 584–591, Berlin, Heidelberg.

[Hoffmann et al., 2013] Hoffmann, M., Brost, A., Jakob, C., Koch, M., Bourier, F., Kurzidim, K., Hornegger, J., and Strobel, N. (2013). Reconstruction method for curvilinear structures from two views.

[Hoffmann et al., 2016] Hoffmann, M., Brost, A., Koch, M., Bourier, F., Maier, A., Kurzidim, K., Strobel, N., and Hornegger, J. (2016). Electrophysiology catheter detection and reconstruction from two views in fluoroscopic images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(2) :567–579.

[Honnorat et al., 2010] Honnorat, N., Vaillant, R., and Paragios, N. (2010). Robust guidewire segmentation through boosting, clustering and linear programming. In *Biomedical Imaging : From Nano to Macro, 2010 IEEE International Symposium on*, pages 924–927.

[Horaud and Monga, 1995] Horaud, R. and Monga, O. (1995). *Vision par ordinateur : outils fondamentaux*. Traité des nouvelles technologies, Série informatique. Editions Hermès.

[Horaud and Skordas, 1989] Horaud, R. and Skordas, T. (1989). Stereo correspondence through feature grouping and maximal cliques. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 11(11) :1168–1180.

[Hu and Siy, 1993] Hu, J.-E. and Siy, P. (1993). Stereo correspondence through multiple constraint neural networks. In *Neural Networks, 1993., IEEE International Conference on*, pages 126–131 vol.1.

[Hummel and Zucker, 1983] Hummel, R. A. and Zucker, S. W. (1983). On the foundations of relaxation labeling processes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-5(3) :267–287.

[III and Godfrey, 2003] III, J. T. D. and Godfrey, D. J. (2003). Digital x-ray tomosynthesis : current state of the art and clinical potential. *Physics in Medicine and Biology*, 48(19) :R65.

[Ishikawa and Geiger, 1998] Ishikawa, H. and Geiger, D. (1998). Occlusions, discontinuities, and epipolar lines in stereo. In *Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision-Volume I - Volume I*, ECCV '98, pages 232–248, London, UK, UK. Springer-Verlag.

[Jacob and Unser, 2004] Jacob, M. and Unser, M. (2004). Design of steerable filters for feature detection using canny-like criteria. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(8) :1007–1019.

[Johnston, 1976] Johnston, H. C. (1976). Cliques of a graph-variations on the bron-kerbosch algorithm. *International Journal of Computer & Information Sciences*, 5(3) :209–238.

[Kah and Heyden, 1998] Kah, F. and Heyden, A. (1998). Using conic correspondences in two images to estimate the epipolar geometry. In *Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on*, pages 761–766. IEEE.

[Kahl and August, 2003] Kahl, F. and August, J. (2003). Multiview reconstruction of space curves. In *Computer Vision, 2003. Proceedings. Ninth IEEE International Conference on*, pages 1017–1024 vol.2.

[Kak and Slaney, 1988] Kak, A. C. and Slaney, M. (1988). *Principles of computerized tomographic imaging*. IEEE press.

[Kaminski and Shashua, 2004] Kaminski, J. and Shashua, A. (2004). Multiple view geometry of general algebraic curves. *International Journal of Computer Vision*, 56(3) :195–219.

[Karp, 1972] Karp, R. M. (1972). *Reducibility among combinatorial problems*. Springer.

[Kass et al., 1988] Kass, M., Witkin, A., and Terzopoulos, D. (1988). Snakes : Active contour models. *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER VISION*, 1(4) :321–331.

[Kim et al., 2005] Kim, J. C., Lee, K. M., Choi, B. T., and Lee, S. U. (2005). A dense stereo matching using two-pass dynamic programming with generalized ground control points. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 2, pages 1075–1082. IEEE.

[Kolmogorov and Zabih, 2001] Kolmogorov, V. and Zabih, R. (2001). Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts. In *Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference on*, volume 2, pages 508–515 vol.2.

[Kolmogorov and Zabih, 2006] Kolmogorov, V. and Zabih, R. (2006). Graph cut algorithms for binocular stereo with occlusions. In *Handbook of Mathematical Models in Computer Vision*, pages 423–437. Springer.

[Kolmogorov and Zabin, 2004] Kolmogorov, V. and Zabin, R. (2004). What energy functions can be minimized via graph cuts ? *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 26(2) :147–159.

[Kovesi, 1999] Kovesi, P. (1999). Image features from phase congruency.

[Kudo et al., 2008] Kudo, H., Courdurier, M., Noo, F., and Defrise, M. (2008). Tiny a priori knowledge solves the interior problem in computed tomography. *Physics in medicine and biology*, 53(9) :2207.

[La Rivière and Pan, 1999] La Rivière, P. and Pan, X. (1999). Noise properties of periodic interpolation methods with implications for few-view tomography. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 46(3) :639–645.

[Lam et al., 1992] Lam, L., Lee, S.-W., and Suen, C. Y. (1992). Thinning methodologies-a comprehensive survey. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 14(9) :869–885.

[Langet et al., 2015] Langet, H., Riddell, C., Reshef, A., Trousset, Y., Tenenhaus, A., Lahalle, E., Fleury, G., and Paragios, N. (2015). Compressed-sensing-based content-driven hierarchical reconstruction : Theory and application to c-arm cone-beam tomography. *Medical Physics*, 42(9) :5222–5237.

[Lavoue et al., 2005] Lavoue, G., Dupont, F., and Baskurt, A. (2005). A new subdivision based approach for piecewise smooth approximation of 3d polygonal curves. *Pattern Recognition*, 38(8) :1139–1151.

[Lee, 2000] Lee, I.-K. (2000). Curve reconstruction from unorganized points. *Computer Aided Geometric Design*, 17(2) :161 – 177.

[Lenz, 2008] Lenz, T. (2008). *Simple reconstruction of non-simple curves and approximating the median in streams with constant storage*. PhD thesis, Freie Universität Berlin.

[Lessard et al., 2009] Lessard, S., Bigras, P., Lau, C., Roy, D., Soulez, G., and De Guise, J. A. (2009). Automatically driven vector for guidewire segmentation in 2d and biplane fluoroscopy. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, (54).

[Lessard et al., 2010] Lessard, S., Lau, C., Chav, R., Soulez, G., Roy, D., and de Guise, J. A. (2010). Guidewire tracking during endovascular neurosurgery. *Medical Engineering & Physics*, 32(8) :813 – 821.

[Lessard et al., 2008] Lessard, S., Lau, C., Roy, D., Soulez, G., and de Guise, J. A. (2008). Wires segmentation in fluoroscopic images during cerebral aneurysm endovascular intervention. In *Biomedical Imaging : From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on*, pages 193–196.

[Li and Zucker, 2006] Li, G. and Zucker, S. (2006). Contextual inference in contour-based stereo correspondence. *International Journal of Computer Vision*, 69(1) :59–75.

[Li, 1992] Li, S. Z. (1992). Matching : Invariant to translations, rotations and scale changes. *Pattern Recognition*, 25 :583–594.

[Lin, 2003] Lin, Q. (2003). *Enhancement, Detection, and Visualization of 3D Volume Data*. PhD thesis, Linköping University, SE-581 83 Linköping, Sweden. Dissertations No. 824, ISBN 91–7373–657–0.

[Lobaton et al., 2013] Lobaton, E., Fu, J., Torres, L., and Alterovitz, R. (2013). Continuous shape estimation of continuum robots using x-ray images. In *Robotics and Automation (ICRA), 2013 IEEE International Conference on*, pages 725–732.

[Loop and Zhang, 1999] Loop, C. and Zhang, Z. (1999). Computing rectifying homographies for stereo vision. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on.*, volume 1. IEEE.

[Lowe, 2004] Lowe, D. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2) :91–110.

[Lu et al., 2016] Lu, Y., Yong, J.-H., Shi, K.-L., Song, H.-C., and Ye, T.-Y. (2016). 3d b-spline curve construction from orthogonal views with self-overlapping projection segments. *Computers & Graphics*, 54 :18 – 27. Special Issue on CAD/Graphics 2015.

[Lubicz et al., 2013] Lubicz, B., Mine, B., Collignon, L., Brisbois, D., Duckwiler, G., and Strother, C. (2013). Web device for endovascular treatment of wide-neck bifurcation aneurysms. *American journal of neuroradiology*, 34(6) :1209–1214.

[Mai and Hung, 2012] Mai, F. and Hung, Y. (2012). Three-dimensional curve reconstruction from multiple images. *Computer Vision, IET*, 6(4) :273–284.

[Markelj et al., 2012] Markelj, P., Tomaževič, D., Likar, B., and Pernuš, F. (2012). A review of 3d/2d registration methods for image-guided interventions. *Medical image analysis*, 16(3) :642–661.

[Marr and Poggio, 1976] Marr, D. and Poggio, T. (1976). Cooperative computation of stereo disparity. *Science*, 194(4262) :283–287.

[Martinsson et al., 2007] Martinsson, H., Gaspard, F., Bartoli, A., and Lavest, J. M. (2007). *Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition : 6th International Conference, EMMCVPR 2007, Ezhou, China, August 27-29, 2007. Proceedings*, chapter Energy-Based Reconstruction of 3D Curves for Quality Control, pages 414–428. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

[Matas et al., 2002] Matas, J., Chum, O., Urban, M., and Pajdla, T. (2002). Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions. In *Proc. BMVC*, pages 36.1–36.10. doi :10.5244/C.16.36.

[Matl et al., 2017] Matl, S., Brosig, R., Baust, M., Navab, N., and Demirci, S. (2017). Vascular image registration techniques : A living review. *Medical Image Analysis*, 35 :1–17.

[Maybank and Faugeras, 1992] Maybank, S. and Faugeras, O. (1992). A theory of self-calibration of a moving camera. *International Journal of Computer Vision*, 8(2) :123–151.

[Medioni and Nevatia, 1985] Medioni, G. and Nevatia, R. (1985). Segment-based stereo matching. *j-CVGIP*, 31(1) :2–18.

[Menet et al., 1990] Menet, S., Saint-Marc, P., and Medioni, G. (1990). B-snakes : Implementation and application to stereo. In *Image understanding workshop*, volume 90, pages 720–726.

[Molina et al., 1998] Molina, M. C., Prause, G. P. M., Radeva, P., and Sonka, M. (1998). 3d catheter path reconstruction from biplane angiograms. volume 3338, pages 504–512.

[Molyneux et al., 2002] Molyneux, A., Group, I. S. A. T. I. C., et al. (2002). International subarachnoid aneurysm trial (isat) of neurosurgical clipping versus endovascular coiling in 2143 patients with ruptured intracranial aneurysms : a randomised trial. *The Lancet*, 360(9342) :1267–1274.

[Moon and Moser, 1965] Moon, J. W. and Moser, L. (1965). On cliques in graphs. *Israel Journal of Mathematics*, 3(1) :23–28.

[Murtagh et al., 1995] Murtagh, F., luc Starck, J., and Bijaoui, A. (1995). Image restoration with noise suppression using a multiresolution support. *Astronomy and Astrophysics, Suppl. Ser*, 112 :179–189.

[Nalwa and Pauchon, 1987] Nalwa, V. S. and Pauchon, E. (1987). Edgel aggregation and edge description. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 40(1) :79 – 94.

[Nasrabadi, 1992] Nasrabadi, N. (1992). A stereo vision technique using curve-segments and relaxation matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(5) :566–572.

[Nejati et al., 2013] Nejati, M., Sadri, S., and Amirfattahi, R. (2013). Nonrigid image registration in digital subtraction angiography using multilevel b-spline. *BioMed research international*, 2013.

[Nieuwkamp et al., 2009] Nieuwkamp, D. J., Setz, L. E., Algra, A., Linn, F. H., de Rooij, N. K., and Rinkel, G. J. (2009). Changes in case fatality of aneurysmal subarachnoid haemorrhage over time, according to age, sex, and region : a meta-analysis. *The Lancet Neurology*, 8(7) :635–642.

[Niskanen and Östergård, 2003] Niskanen, S. and Östergård, P. R. (2003). Cliquer user's guide : Version 1.0. Technical report, Communications Laboratory, Helsinki University of Technology, Espoo, Finland.

[Ohta and Kanade, 1985] Ohta, Y. and Kanade, T. (1985). Stereo by intra- and inter-scanline search using dynamic programming. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, PAMI-7(2) :139–154.

[O'Neill, 2006] O'Neill, B. (2006). Chapter 2 - frame fields. In O'Neill, B., editor, *Elementary Differential Geometry (Revised Second Edition)*, pages 43 – 99. Academic Press, Boston, revised second edition edition.

[Östergård, 2002] Östergård, P. R. J. (2002). A fast algorithm for the maximum clique problem. *Discrete Appl. Math.*, 120(1-3) :197–207.

[Pal et al., 2015] Pal, C., Chakrabarti, A., and Ghosh, R. (2015). A brief survey of recent edge-preserving smoothing algorithms on digital images. *CoRR*, abs/1503.07297.

[Palti-Wasserman et al., 1997] Palti-Wasserman, D., Brukstein, A. M., and Beyar, R. P. (1997). Identifying and tracking a guide wire in the coronary arteries during angioplasty from x-ray images. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 44(2) :152–164.

[Papalazarou et al., 2012] Papalazarou, C., Rongen, P. M. J., and de With, P. H. N. (2012). 3d catheter reconstruction using non-rigid structure-from-motion and robotics modeling. volume 8316, pages 831620–831620–8.

[Parent and Zucker, 1989] Parent, P. and Zucker, S. W. (1989). Trace inference, curvature consistency, and curve detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(8) :823–839.

[Parker, 1982] Parker, D. L. (1982). Optimal short scan convolution reconstruction for fan beam ct. *Medical Physics*, 9(2) :254–257.

[Pauly et al., 2010] Pauly, O., Heibel, H., and Navab, N. (2010). A machine learning approach for deformable guide-wire tracking in fluoroscopic sequences. In *Proceedings of the 13th International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention : Part III*, MICCAI'10, pages 343–350, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.

[Pelillo, 1997] Pelillo, M. (1997). The dynamics of nonlinear relaxation labeling processes. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 7(4) :309–323.

[Perona and Malik, 1990] Perona, P. and Malik, J. (1990). Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 12(7) :629–639.

[Petković and Lončarić, 2010] Petković, T. and Lončarić, S. (2010). Guidewire tracking with projected thickness estimation. In *Biomedical Imaging : From Nano to Macro, 2010 IEEE International Symposium on*, pages 1253–1256. IEEE.

[Petković and Lončarić, 2015] Petković, T. and Lončarić, S. (2015). *Estimation of Guidewire Inclination Angle for 3D Reconstruction*, pages 92–95. Springer International Publishing, Cham.

[Petkovic et al., 2011] Petkovic, T., Loncaric, S., Devcic, T., and Homan, R. (2011). Non-iterative guidewire reconstruction from multiple projective views. In *Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), 2011 7th International Symposium on*, pages 639–643.

[Piegl and Tiller, 1997] Piegl, L. and Tiller, W. (1997). *The NURBS Book (2Nd Ed.)*. Springer-Verlag New York, Inc., New York, NY, USA.

[Pierot, 2011] Pierot, L. (2011). Flow diverter stents in the treatment of intracranial aneurysms : Where are we? *Journal of neuroradiology*, 38(1) :40–46.

[Piotin et al., 2010] Piotin, M., Blanc, R., Spelle, L., Mounayer, C., Piantino, R., Schmidt, P. J., and Moret, J. (2010). Stent-assisted coiling of intracranial aneurysms clinical and angiographic results in 216 consecutive aneurysms. *Stroke*, 41(1) :110–115.

[Pollard et al., 1985] Pollard, S. B., Mayhew, J. E., and Frisby, J. P. (1985). Pmf : A stereo correspondence algorithm using a disparity gradient limit. *Perception abstract*, 14(4) :449–470.

[Porrill and Pollard, 1991] Porrill, J. and Pollard, S. (1991). Curve matching and stereo calibration. *Image and Vision Computing*, pages 45–50.

[Pottmann et al., 2002] Pottmann, H., Leopoldseder, S., and Hofer, M. (2002). Approximation with active b-spline curves and surfaces. In *Computer Graphics and Applications, 2002. Proceedings. 10th Pacific Conference on*, pages 8–25. IEEE.

[Pritchett and Zisserman, 1998] Pritchett, P. and Zisserman, A. (1998). Wide baseline stereo matching. In *IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 754–760.

[Prosser, 2012] Prosser, P. (2012). Exact algorithms for maximum clique : A computational study. *Algorithms*, 5(4) :545–587.

[Quan, 1996] Quan, L. (1996). Conic reconstruction and correspondence from two views. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 18(2) :151–160.

[Quinto, 1993] Quinto, E. T. (1993). Singularities of the x-ray transform and limited data tomography in r^2 and r^3. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 24(5) :1215–1225.

[Rabaud and Belongie, 2008] Rabaud, V. and Belongie, S. (2008). Re-thinking non-rigid structure from motion. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, pages 1–8.

[Rangayyan et al., 1985] Rangayyan, R., Dhawan, A. P., and Gordon, R. (1985). Algorithms for limited-view computed tomography : an annotated bibliography and a challenge. *Applied optics*, 24(23) :4000–4012.

[Robert and Faugeras, 1991] Robert, L. and Faugeras, O. D. (1991). Curve-based stereo : figural continuity and curvature. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1991. Proceedings CVPR '91., IEEE Computer Society Conference on*, pages 57–62.

[Rosenfeld et al., 1976] Rosenfeld, A., Hummel, R. A., and Zucker, S. W. (1976). Scene labeling by relaxation operations. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-6(6) :420–433.

[Rosenkrantz et al., 2009] Rosenkrantz, D. J., Stearns, R. E., and Lewis II, P. M. (2009). An analysis of several heuristics for the traveling salesman problem. In *Fundamental Problems in Computing*, pages 45–69. Springer.

[Rosin and West, 1995] Rosin, P. L. and West, G. A. W. (1995). Salience distance transforms. *Graph. Models Image Process.*, 57(6) :483–521.

[Saint-Marc et al., 1993] Saint-Marc, P., Rom, H., and Medioni, G. (1993). B-spline contour representation and symmetry detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11) :1191–1197.

[SAM et al., 2003] SAM, B., Viergever, M. A., and Niessen, W. J. (2003). Guide-wire tracking during endovascular interventions. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(8) :965–972.

[Scharstein and Szeliski, 2002] Scharstein, D. and Szeliski, R. (2002). A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *International Journal of Computer Vision*, 47(1) :7–42.

[Schenderlein et al., 2011] Schenderlein, M., Rasche, V., and Dietmayer, K. (2011). *Bildverarbeitung für die Medizin 2011 : Algorithmen - Systeme - Anwendungen Proceedings des Workshops vom 20. - 22. März 2011 in Lübeck*, chapter Three-Dimensional Catheter Tip Tracking from Asynchronous Biplane X-Ray Image Sequences using Non-Linear State Filtering, pages 234–238. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

[Schenderlein et al., 2010] Schenderlein, M., Stierlin, S., Manzke, R., Rasche, V., and Dietmayer, K. (2010). Catheter tracking in asynchronous biplane fluoroscopy images by 3d b-snakes. volume 7625, pages 76251U–76251U–9.

[Schmid and Zisserman, 2000] Schmid, C. and Zisserman, A. (2000). The geometry and matching of lines and curves over multiple views. *International Journal of Computer Vision*, 40(3) :199–233.

[Sechopoulos, 2013a] Sechopoulos, I. (2013a). A review of breast tomosynthesis. part i. the image acquisition process. *Medical physics*, 40(1).

[Sechopoulos, 2013b] Sechopoulos, I. (2013b). A review of breast tomosynthesis. part ii. image reconstruction, processing and analysis, and advanced applications. *Medical physics*, 40(1).

[Shan and Zhang, 2002] Shan, Y. and Zhang, Z. (2002). New measurements and corner-guidance for curve matching with probabilistic relaxation. *International Journal of Computer Vision*, 46(2) :157–171.

[Siddiqi et al., 1995] Siddiqi, K., Kimia, B. B., and Shu, C.-W. (1995). Geometric shock-capturing eno schemes for subpixel interpolation, computation, and curve evolution. In *Computer Vision, 1995. Proceedings., International Symposium on*, pages 437–442.

[Sidky et al., 2011] Sidky, E. Y., Duchin, Y., Pan, X., and Ullberg, C. (2011). A constrained, total-variation minimization algorithm for low-intensity x-ray ct. *Medical physics*, 38(S1) :S117–S125.

[Sidky et al., 2006] Sidky, E. Y., Kao, C.-M., and Pan, X. (2006). Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam ct. *Journal of X-ray Science and Technology*, 14(2) :119–139.

[Sidky and Pan, 2008] Sidky, E. Y. and Pan, X. (2008). Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained, total-variation minimization. *Physics in Medicine and Biology*, 53(17) :4777.

[Slabaugh et al., 2007] Slabaugh, G., Kong, K., Unal, G., and Fang, T. (2007). *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2007 : 10th International Conference, Brisbane, Australia, October 29 - November 2, 2007, Proceedings, Part II*, chapter Variational Guidewire Tracking Using Phase Congruency, pages 612–619. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

[Smith et al., 1973] Smith, P. R., Peters, T. M., and Bates, R. H. T. (1973). Image reconstruction from finite numbers of projections. *Journal of Physics A : Mathematical, Nuclear and General*, 6(3) :361.

[Spetzler et al., 2015] Spetzler, R. F., McDougall, C. G., Zabramski, J. M., Albuquerque, F. C., Hills, N. K., Russin, J. J., Partovi, S., Nakaji, P., and Wallace, R. C. (2015). The barrow ruptured aneurysm trial : 6-year results. *Journal of neurosurgery*, 123(3) :609–617.

[Spiegel et al., 2009] Spiegel, M., Pfister, M., Hahn, D., Daum, V., Hornegger, J., Struffert, T., and Dörfler, A. (2009). Towards real-time guidewire detection and tracking in the field of neuroradiology. volume 7261, pages 726105–726105–8.

[Sun et al., 2005] Sun, J., Li, Y., Kang, S. B., and Shum, H.-Y. (2005). Symmetric stereo matching for occlusion handling. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 2, pages 399–406 vol. 2.

[Szeliski, 1991] Szeliski, R. (1991). Bayesian modeling of uncertainty in low-level vision. *Int. J. Comput. Vision*, 5(3) :271–301.

[Szeliski et al., 2006] Szeliski, R., Zabih, R., Scharstein, D., Veksler, O., Kolmogorov, V., Agarwala, A., Tappen, M., and Rother, C. (2006). *A Comparative Study of Energy Minimization Methods for Markov Random Fields*, pages 16–29. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

[Tamrakar and Kimia, 2007] Tamrakar, A. and Kimia, B. B. (2007). No grouping left behind : From edges to curve fragments. In *2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, pages 1–8.

[Terzopoulos, 1986] Terzopoulos, D. (1986). Regularization of inverse visual problems involving discontinuities. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8(4) :413–424.

[Tibshirani, 2011] Tibshirani, R. (2011). Regression shrinkage and selection via the lasso : a retrospective. *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Statistical Methodology)*, 73(3) :273–282.

[Tomasi and Manduchi, 1998] Tomasi, C. and Manduchi, R. (1998). Bilateral filtering for gray and color images. In *Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on*, pages 839–846.

[Torr and Criminisi, 2004] Torr, P. H. and Criminisi, A. (2004). Dense stereo using pivoted dynamic programming. *Image and Vision Computing*, 22(10) :795–806.

[Torresani et al., 2001] Torresani, L., Yang, D. B., Alexander, E. J., and Bregler, C. (2001). Tracking and modeling non-rigid objects with rank constraints. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages I–493. IEEE.

[Tuy, 1983] Tuy, H. K. (1983). An inversion formula for cone-beam reconstruction. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 43(3) :546–552.

[Van Walsum et al., 2005] Van Walsum, T., Baert, S., and Niessen, W. (2005). Guide wire reconstruction and visualization in 3dra using monoplane fluoroscopic imaging. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 24(5) :612–623.

[Varga et al., 2011] Varga, L., Balázs, P., and Nagy, A. (2011). Projection selection dependency in binary tomography. *Acta Cybern.*, 20(1) :167–187.

[Veksler, 2006] Veksler, O. (2006). Reducing search space for stereo correspondence with graph cuts. In *In : British Machine Vision Conf*, pages 709–718.

[Vlak et al., 2011] Vlak, M. H., Algra, A., Brandenburg, R., and Rinkel, G. J. (2011). Prevalence of unruptured intracranial aneurysms, with emphasis on sex, age, comorbidity, country, and time period : a systematic review and meta-analysis. *The Lancet Neurology*, 10(7) :626–636.

[Wagner et al., 2016] Wagner, M., Schafer, S., Strother, C., and Mistretta, C. (2016). 4d interventional device reconstruction from biplane fluoroscopy. *Medical Physics*, 43(3) :1324–1334.

[Wagner et al., 2015] Wagner, M., Yang, P., Schafer, S., Strother, C., and Mistretta, C. (2015). Noise reduction for curve-linear structures in real time fluoroscopy applications using directional binary masks. *Medical Physics*, 42(8) :4645–4653.

[Wan and Merwe, 2000] Wan, E. A. and Merwe, R. V. D. (2000). The unscented kalman filter for nonlinear estimation. In *Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000*, pages 153–158.

[Wang et al., 2009] Wang, P., Chen, T., Zhu, Y., Zhang, W., Zhou, S., and Comaniciu, D. (2009). Robust guidewire tracking in fluoroscopy. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on*, pages 691–698.

[Wang et al., 2006] Wang, W., Pottmann, H., and Liu, Y. (2006). Fitting b-spline curves to point clouds by curvature-based squared distance minimization. *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, 25(2) :214–238.

[Weickert, 1996] Weickert, J. (1996). Theoretical foundations of anisotropic diffusion in image processing. *Computing, Suppl*, 11 :221–236.

[Weickert, 1999] Weickert, J. (1999). Coherence-enhancing diffusion filtering. *International Journal of Computer Vision*, 31(2) :111–127.

[Weickert et al., 1998] Weickert, J., Romeny, B. M. T. H., and Viergever, M. A. (1998). Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3) :398–410.

[Weickert and Scharr, 2002] Weickert, J. and Scharr, H. (2002). A scheme for coherence-enhancing diffusion filtering with optimized rotation invariance. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 13(1–2) :103 – 118.

[White et al., 2011] White, P. M., Lewis, S. C., Gholkar, A., Sellar, R. J., Nahser, H., Cognard, C., Forrester, L., Wardlaw, J. M., et al. (2011). Hydrogel-coated coils versus bare platinum coils for the endovascular treatment of intracranial aneurysms (helps) : a randomised controlled trial. *The Lancet*, 377(9778) :1655–1662.

[Wiebers et al., 2003] Wiebers, D. O., of Unruptured Intracranial Aneurysms Investigators, I. S., et al. (2003). Unruptured intracranial aneurysms : natural history, clinical outcome, and risks of surgical and endovascular treatment. *The Lancet*, 362(9378) :103–110.

[Xiao and Li, 2005] Xiao, Y. J. and Li, Y. F. (2005). Optimized stereo reconstruction of free-form space curves based on a nonuniform rational b-spline model. *J. Opt. Soc. Am. A*, 22(9) :1746–1762.

[Xu and Prince, 1998] Xu, C. and Prince, J. L. (1998). Generalized gradient vector flow external forces for active contours. *Signal processing*, 71(2) :131–139.

[Xu and Zhang, 1996] Xu, G. and Zhang, Z. (1996). *Epipolar Geometry in Stereo, Motion, and Object Recognition : A Unified Approach*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA.

[Yang et al., 2004] Yang, H., Wang, W., and Sun, J. (2004). Control point adjustment for b-spline curve approximation. *Computer-Aided Design*, 36(7) :639–652.

[Yuille and Poggio, 1984] Yuille, A. L. and Poggio, T. (1984). A generalized ordering constraint for stereo correspondence. Technical report, DTIC Document.

[Zeng, 2015] Zeng, G. L. (2015). Comparison of fbp and iterative algorithms with non-uniform angular sampling. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 62(1) :120–130.

[Zhang, 1994] Zhang, Z. (1994). Token tracking in a cluttered scene. *Image and Vision Computing*, 12(2) :110 – 120.

[Zickler et al., 2003] Zickler, T. E., Ho, J., Kriegman, D. J., Ponc, J., and Belhumeur, P. N. (2003). Binocular helmholtz stereopsis. In *Computer Vision, 2003. Proceedings. Ninth IEEE International Conference on*, pages 1411–1417. IEEE.

[Zitnick and Kanade, 2000] Zitnick, C. L. and Kanade, T. (2000). A cooperative algorithm for stereo matching and occlusion detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 22(7) :675–684.

[Zucker et al., 1981] Zucker, S. W., Leclerc, Y. G., and Mohammed, J. L. (1981). Continuous relaxation and local maxima selection : Conditions for equivalence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-3(2) :117–127.

[Zweng et al., 2015] Zweng, M., Fallavollita, P., Demirci, S., Kowarschik, M., Navab, N., and Mateus, D. (2015). *Augmented Environments for Computer-Assisted Interventions : 10th International Workshop, AE-CAI 2015, Held in Conjunction with MICCAI 2015, Munich, Germany, October 9, 2015. Proceedings*, chapter Automatic Guide-Wire Detection for Neurointerventions Using Low-Rank Sparse Matrix Decomposition and Denoising, pages 114–123. Springer International Publishing, Cham.

## Résumé

L'analyse de la pratique thérapeutique des traitements endovasculaires intra-crâniens guidés par système d'imagerie biplan nous a permis d'identifier, deux situations pour lesquelles une alternative à la tomographie qui soit significativement plus rapide et moins irradiante est possible : le suivi 3D de la progression d'un guide dans les circonvolutions vasculaires, et l'évaluation de la position et de la configuration 3D d'un coil dans un anévrisme. Ces outils de forme curviligne que nous cherchons à reconstruire peuvent être bien discernables dans l'espace 3D (guide) ou bien plus resserrées (coils) en forme de pelote.

Nous proposons une méthode de reconstruction stéréoscopique basée segmentation pour reconstruire le guide à partir des deux projections orthogonales fournies par le système biplan.

Le problème de segmentation du guide dans les images fluoroscopique est reformulé comme la succession d'une étape de débruitage, d'un simple seuillage et d'une squelettisation. Nous proposons un unique filtre original conçu à partir de filtres de diffusion standards, optimisé pour le débruitage d'un micro-guide modélisé comme une structure curviligne 2D apparaissant peu contrastée sur un fond uniforme bruité.

La phase de reconstruction repose sur la génération d'hypothèses 3D exprimées sous la forme de fragments de courbes 3D obtenus par la mise en correspondance de fragments 2D facilement paramétrables à partir du squelette fourni. Certaines hypothèses pouvant correspondre à des réalisations géométriques sans réalité physique, une recherche dans un graphe modélisant hypothèses (noeuds) et contraintes (arêtes) nous permet d'identifier le sous-ensemble d'hypothèses qui, mises bout-à-bout, décrivent le support d'une courbe 3D lisse correspondant effectivement à la reconstruction guide.

Une structure curviligne aussi complexe qu'un coil ne peut cependant pas être reconstruite précisément par stéréoscopie. Nous proposons donc une méthode de reconstruction tomographique nécessitant 6 vues réparties uniformément sur 180°. Nous tirons parti de la parcimonie du coil liée à sa nature curviligne 3D pour contraindre le problème de reconstruction. Il en résulte un algorithme itératif alternant seuillage doux et filtrage directionnel 3D (par extension du filtre de diffusion précédemment développé en 2D) permettant de réduire efficacement les artéfacts liés au sous-échantillonnage angulaire des vues.

Ces deux méthodes de reconstructions ont été validées entre autre sur données cliniques en collaboration proche avec des neuroradiologues expérimentés.



## Summary

The clinical practice for intra-cranial endovascular treatments using a biplane image guiding system makes for two situations where a significantly faster and less irradiating alternative to tomography is possible : the 3D follow-up of a guidewire moving within cerebral vascular twists, and the position and configuration assessment of a coil unfurled inside an aneurysm. Those two curvilinear devices we aim to reconstruct in 3D may be elongated in 3D (guidewire) or spiraled into a ball shape (coil).

We propose a segmentation-based stereoscopic reconstruction method to reconstruct a guidewire from two orthogonal views.

The task of segmenting a guidewire from fluoroscopic images was boiled down to the succession of a denoising step, a simple thresholding followed by skeletonization. We propose a single original filter designed from standard diffusion filters. It is optimized for denoising a guidewire modeled as a 2D curvilinear structure appearing not very contrasted against a uniform and noisy background.

The reconstruction phase relies on 3D hypothesis generation. They are expressed as 3D curve fragments obtained from the stereoscopic matching of easily parameterized 2D curve fragments using the input skeleton. Since some hypothesis may have risen from geometrical configurations with no physical reality, a search performed in a graph modeling hypothesis (nodes) and constraints (edges) allows for the identification of a subset of hypothesis that, once linked together, describes the support for a smooth 3D curve corresponding to the guidewire reconstruction.

However a curvilinear structure as complex as a coil cannot be precisely reconstructed using stereoscopy. We propose a tomographic reconstruction method necessitating 6 views uniformly dispatched over 180°. Because of it's curvilinear nature, we can make use of the coil's sparsity to constrain the reconstruction problem. The resulting reconstruction algorithm is iterative and alternates between soft-thresholding and 3D directional filtering (by extention of the diffusion filter previously developped in 2D) which allows for a significant reduction of angular subsampling artifacts.

Those two reconstruction methods were validated on clinical data in collaboration with experienced neuroradiologists.