Contribution à la segmentation des réseaux vasculaires cérébraux obtenus en IRM. Intégration de connaissance anatomique pour le guidage d'outils de morphologie mathématique

Nicolas Passat

▶ **To cite this version:**

Nicolas Passat. Contribution à la segmentation des réseaux vasculaires cérébraux obtenus en IRM. Intégration de connaissance anatomique pour le guidage d'outils de morphologie mathématique. Traitement des images [eess.IV]. Université Strasbourg 1, 2005. Français. NNT : . tel-01695497

HAL Id: tel-01695497

https://hal.univ-reims.fr/tel-01695497

Submitted on 29 Jan 2018

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

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

THÈSE

présentée à

l'Université Louis Pasteur de Strasbourg - École Doctorale MSII
Laboratoire de Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection
UMR 7005 CNRS/ULP

par

M. Nicolas PASSAT

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ LOUIS PASTEUR
DISCIPLINE : INFORMATIQUE

CONTRIBUTION À LA SEGMENTATION DES RÉSEAUX VASCULAIRES CÉRÉBRAUX OBTENUS EN IRM. INTÉGRATION DE CONNAISSANCE ANATOMIQUE POUR LE GUIDAGE D'OUTILS DE MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE.

---

soutenue publiquement le 28 septembre 2005
devant le jury composé de

M. Christian RONSE, Directeur de Thèse,
Professeur des Universités, Université Louis Pasteur, Strasbourg

M. Joseph BARUTHIO, Co-directeur de Thèse,
Maître de Conférence des Universités, Praticien Hospitalier, Université Louis Pasteur, Strasbourg

Mme Isabelle BLOCH, Rapportrice Externe,
Professeur, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris

M. Gilles BERTRAND, Rapporteur Externe,
Professeur, École Supérieure d'Ingénieurs en Électronique et Électrotechnique, Noisy-le-Grand

M. Jean-Michel DISCHLER, Rapporteur Interne,
Professeur des Universités, Université Louis Pasteur, Strasbourg

M. Philippe DOUEK, Examinateur,
Professeur des Universités, Université Claude Bernard, Lyon

Remerciements

Merci à Christian Ronse et Joseph Baruthio de m'avoir dirigé durant ces trois années de thèse, d'avoir accompli leur part de travail avec compétence et de m'avoir laissé réaliser celle qui m'incombait sans aucune contrainte.

Merci à Isabelle Bloch, Gilles Bertrand, Jean-Michel Dischler et Philippe Douek d'avoir accepté d'évaluer ces travaux.

Merci à Marie-Andrée Jacob-Da Col, Dini Chillet et Joseph Baruthio pour les travaux de recherche menés en marge de cette thèse, qui se sont avérés d'une grande utilité pour le déroulement de celle-ci.

Merci à Claude Maillot et Jack Foucher d'avoir accepté d'apporter leur expertise dans le cadre des diverses validations réalisées, parfois longues et fastidieuses.

Merci à Jean-Paul Armspach et Thomas Berst qui ont maintenu Médimax durant ces trois années, fournissant une base logicielle fiable pour les différents développements réalisés. Merci à Marcel Bosc et Torbjørn Vik pour avoir développé et mis à disposition la librairie ImLib3D sur laquelle ces développements se sont également appuyés. Merci à Marcel Bosc et Vincent Noblet, dont les traitements de segmentation et de recalage ont permis de créer certaines des méthodes présentées dans ce manuscrit.

Merci à Christine Jahn et Jack Foucher qui m'ont permis d'obtenir de nombreuses données médicales. Merci à Joseph Baruthio, Daniel Grucker et Daniel Gounot qui ont accepté de passer en IRM pour les seuls besoins de ces travaux.

Merci à toutes celles et ceux qui ont participé, par leurs relectures et leurs conseils, à la rédaction de ce manuscrit.

Merci enfin à Claude Maillot d'avoir accepté de participer à ces travaux, y compris après son départ en retraite.

Table des matières

I Introduction **1**

1 Présentation **3**
1.1 Contexte . . . 3
1.2 Problématique . . . 3
1.3 Objectifs . . . 4
1.4 Travaux réalisés . . . 4
1.5 Organisation du manuscrit . . . 5

2 Anatomie vasculaire cérébrale chez l'homme **7**
2.1 Généralités . . . 7
2.2 Réseau artériel . . . 7
2.2.1 Origines du réseau artériel cérébral . . . 7
2.2.2 Cou . . . 8
2.2.3 Polygone de Willis . . . 9
2.2.4 Vascularisation du cerveau . . . 10
2.3 Réseau veineux . . . 11
2.3.1 Vascularisation du cerveau . . . 11
2.3.2 Cou . . . 12
2.4 Pathologies vasculaires . . . 12
2.4.1 Sténose, thrombose . . . 12
2.4.2 Anévrisme . . . 13
2.5 Invariants anatomiques . . . 13
2.5.1 Invariants structurels : topologie . . . 13
2.5.2 Invariants géométriques . . . 14
2.5.3 Invariants relationnels . . . 15

3 Angiographie par résonance magnétique **17**
3.1 Imagerie angiographique . . . 17
3.2 Généralités . . . 17
3.3 Techniques d'acquisition . . . 18
3.3.1 ARM par contraste de phase . . . 18
3.3.2 ARM par temps de vol . . . 21
3.4 Analyse . . . 23
3.4.1 Défauts . . . 23
3.4.2 Qualités . . . 23
3.4.3 Synthèse . . . 23

4 Notions de morphologie mathématique **25**
4.1 Notions fondamentales . . . 25
4.1.1 Structures de base . . . 25
4.1.2 Opérations de base : morphologie binaire . . . 26
4.1.3 Opérations de base : morphologie plate et morphologie à niveaux de gris . . . 27
4.2 Transformée en tout-ou-rien . . . 29
4.2.1 Transformée en tout-ou-rien binaire . . . 29

4.2.2 Transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris . . . 31
4.3 Ligne de partage des eaux . . . 35
4.3.1 Concept . . . 35
4.3.2 Méthode . . . 35
4.3.3 Prétraitement . . . 37
4.3.4 Analyse . . . 38
4.4 Transformations homotopiques et applications . . . 38
4.4.1 Notions de base de topologie discrète . . . 38
4.4.2 Topologie discrète sur $\mathbb{Z}^3$ . . . 39
4.4.3 Propriétés topologiques sur $\mathbb{Z}^3$ . . . 40
4.4.4 Transformations homotopiques . . . 41
4.4.5 Transformations utilisées en traitement d'images . . . 42
4.5 Remarques . . . 43

II Segmentation d'images angiographiques 3D : un état de l'art 45

5 Introduction 47
5.1 Remarques préliminaires . . . 47
5.2 Taxonomie . . . 48
5.2.1 États de l'art existants . . . 48
5.2.2 Critères de classification . . . 48
5.2.3 Méthodes considérées . . . 48
5.3 Plan de l'état de l'art . . . 49

6 Méthodes de segmentation 51
6.1 Filtrage . . . 51
6.1.1 Contexte . . . 51
6.1.2 Concept . . . 51
6.1.3 Méthodes et évolution . . . 52
6.2 Morphologie mathématique . . . 52
6.2.1 Concept . . . 52
6.2.2 Méthodes . . . 53
6.2.3 Propriétés . . . 53
6.3 Croissance de région . . . 54
6.3.1 Concept . . . 54
6.3.2 Méthodes . . . 54
6.3.3 Propriétés . . . 55
6.4 Suivi de vaisseaux . . . 55
6.4.1 Concept . . . 55
6.4.2 Méthodes . . . 55
6.4.3 Propriétés . . . 56
6.5 Analyse différentielle . . . 57
6.5.1 Concept . . . 57
6.5.2 Méthodes . . . 57
6.5.3 Propriétés . . . 57
6.6 Modèles déformables . . . 58
6.6.1 Concept . . . 58
6.6.2 Méthodes . . . 58
6.6.3 Propriétés . . . 59
6.7 Analyse statistique . . . 60
6.7.1 Concept . . . 60
6.7.2 Méthodes . . . 60
6.7.3 Propriétés . . . 61
6.8 Intelligence artificielle . . . 61

6.8.1 Concept . . . 61
6.8.2 Méthodes . . . 62
6.8.3 Propriétés . . . 62

7 Analyse **63**
7.1 Analyse des méthodes existantes . . . 63
7.1.1 Hypothèses . . . 63
7.1.2 Limitations . . . 63
7.1.3 Synthèse . . . 64
7.2 Stratégies alternatives . . . 65
7.2.1 Méthodes hybrides . . . 65
7.2.2 Utilisation de données multimodales . . . 65
7.2.3 Utilisation de connaissance a priori . . . 66
7.2.4 Segmentations concurrente et concourante . . . 66

III Modélisation de connaissance anatomique **69**

8 Connaissance a priori **71**
8.1 Solutions de modélisation de connaissance . . . 71
8.1.1 Outils de modélisation . . . 71
8.1.2 Atlas vasculaires . . . 71
8.2 Invariants anatomiques et modélisation par atlas vasculaires . . . 72
8.2.1 Types d'invariants . . . 72
8.2.2 Types d'atlas . . . 72

9 Création d'atlas vasculaires cérébraux **75**
9.1 Définitions et notations . . . 75
9.2 Atlas par régions . . . 75
9.2.1 Contexte . . . 75
9.2.2 Protocole de création . . . 76
9.2.3 Forme de l'atlas . . . 76
9.3 Méthode de génération d'atlas par champs . . . 76
9.3.1 Entrée et sortie . . . 76
9.3.2 Algorithme . . . 77

10 Analyse **81**
10.1 Atlas par régions . . . 81
10.1.1 Description . . . 81
10.1.2 Analyse . . . 81
10.2 Atlas par champs . . . 83
10.2.1 Création . . . 83
10.2.2 Description . . . 83
10.2.3 Analyse . . . 85
10.3 Discussion . . . 86
10.3.1 Utilité des atlas vasculaires . . . 86
10.3.2 Analyse générale et perspectives . . . 87

IV Méthodes de segmentation **89**

11 Utilisation de connaissance anatomique pour la segmentation **91**
11.1 Motivations . . . 91
11.2 Intégration de la connaissance . . . 92
11.2.1 Utilisation intrinsèque *vs.* utilisation extrinsèque . . . 92
11.2.2 Nature de la connaissance . . . 93

11.2.3 Utilisation globale *vs.* utilisation dédiée . . . 93
11.2.4 Approches expérimentées . . . 93

12 Méthodes de segmentation globales 95
12.1 Segmentation par croissance de région . . . 95
12.1.1 Base de travail . . . 95
12.1.2 Optimisation . . . 96
12.1.3 Segmentation guidée par atlas . . . 98
12.1.4 Expérimentations . . . 100
12.1.5 Validations . . . 101
12.1.6 Bilan . . . 104
12.2 Segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris . . . 104
12.2.1 Méthode existante . . . 104
12.2.2 Segmentation naïve . . . 106
12.2.3 Segmentation guidée par atlas . . . 108
12.2.4 Expérimentations . . . 110
12.2.5 Validations . . . 110
12.2.6 Bilan . . . 112

13 Méthodes de segmentation dédiées 115
13.1 Segmentation du sinus sagittal supérieur par ligne de partage des eaux . . . 115
13.1.1 Concept . . . 115
13.1.2 Connaissance utilisée . . . 115
13.1.3 Méthode . . . 117
13.1.4 Expérimentations . . . 120
13.1.5 Validations . . . 121
13.1.6 Bilan . . . 121
13.2 Reconstruction topologique de l'arbre superficiel veineux . . . 123
13.2.1 Base de travail . . . 123
13.2.2 Analyse . . . 123
13.2.3 Généralisation et adaptation de la méthode . . . 124
13.2.4 Connaissance utilisable . . . 124
13.2.5 Méthode . . . 125
13.2.6 Expérimentations . . . 127
13.2.7 Validations . . . 128
13.2.8 Bilan . . . 128
13.2.9 Quelques considérations sur les points simples et leur utilisation . . . 130

14 Discussion sur les méthodes de segmentation 133
14.1 Utilité de l'intégration de connaissance anatomique . . . 133
14.2 Validité des différentes stratégies d'utilisation de connaissance . . . 134
14.3 Utilité des outils de morphologie mathématique . . . 135
14.4 Perspectives . . . 135
14.5 Remarques sur les validations . . . 136

V Conclusion 137

15 Bilan 139
15.1 Contributions . . . 139
15.1.1 Contributions théoriques . . . 139
15.1.2 Contributions méthodologiques . . . 140
15.1.3 Contributions bibliographiques . . . 140
15.2 Quelques éléments de réflexion sur la méthodologie proposée . . . 140
15.2.1 Limites spatiales . . . 141
15.2.2 Limites applicatives . . . 141

15.2.3 Subjectivité . . . 141
15.2.4 Finesse de l'analyse . . . 142
15.2.5 Limites psychologiques . . . 142

16 Perspectives **143**
16.1 Vers des outils d'analyse d'images angiographiques intelligents . . . 143
16.2 Développement et utilisation d'atlas vasculaires . . . 144
16.3 Vers de nouveaux protocoles de validation . . . 144

Bibliographie **147**

VI Annexes **161**

A Rappels de théorie des relations **163**

B Méthode d'analyse des structures vasculaires **165**
B.1 Problématique . . . 165
B.2 Méthode d'analyse . . . 165
B.2.1 Entrée et sortie . . . 165
B.2.2 Algorithme . . . 166
B.3 Résultats . . . 167

C Aspects techniques **169**
C.1 Logiciel . . . 169
C.2 Matériel . . . 170

D Bases d'images **171**
D.1 Base 1 : ARM PC du crâne . . . 171
D.2 Base 2 : ARM TOF et IRM T_1 de la partie supérieure du crâne . . . 171

E Notions d'imagerie par résonance magnétique nucléaire **175**
E.1 Concepts de base de l'imagerie par résonance magnétique . . . 175
E.1.1 Rappels sur le magnétisme . . . 175
E.1.2 Phénomène physique de la RMN . . . 177
E.2 Acquisition d'une image RMN . . . 181
E.2.1 Gradient de champ magnétique . . . 181
E.2.2 Codage de fréquence . . . 181
E.2.3 Excitation sélective . . . 183
E.2.4 Codage de phase . . . 184
E.2.5 Calcul effectif . . . 185

F Publications relatives aux travaux présentés **189**

Table des figures

2.1 Crosse aortique . . . 8
2.2 Siphon carotidien . . . 9
2.3 Polygone de Willis . . . 9
2.4 Artères de la face interne des hémisphères cérébraux . . . 10
2.5 Artères de la surface latérale des hémisphères cérébraux . . . 10
2.6 Sinus du groupe postéro-supérieur . . . 11
2.7 Sténose carotidienne . . . 12
2.8 Thrombose du sinus sagittal supérieur . . . 13

3.1 Application d'un gradient bipolaire sur un tissu stationnaire en ARM PC . . . 18
3.2 Application d'un gradient bipolaire sur un spin en mouvement en ARM PC . . . 19
3.3 Coupe sagittale d'une ARM PC . . . 20
3.4 Saturation des spins stationnaires en ARM TOF . . . 21
3.5 Signaux émis par les spins stationnaires et non stationnaires en ARM TOF . . . 22
3.6 Coupe axiale d'une ARM TOF . . . 22

4.1 Érosion et dilatation binaires . . . 27
4.2 Érosion et dilatation plates . . . 28
4.3 Érosion et dilatation à niveaux de gris . . . 29
4.4 Fermeture et ouverture à niveaux de gris . . . 29
4.5 Transformée en tout-ou-rien binaire . . . 30
4.6 Ouverture en tout-ou-rien . . . 31
4.7 Éléments structurants d'une transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris . . . 33
4.8 Transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris . . . 34
4.9 Transformée en tout-ou-rien non contrainte . . . 34
4.10 Comparaison de transformées en tout-ou-rien . . . 35
4.11 Segmentation par ligne de partage des eaux . . . 36
4.12 Segmentation par ligne de partage des eaux sur une image discrète . . . 36
4.13 Segmentation par ligne de partage des eaux sur une image filtrée . . . 37
4.14 Segmentation par ligne de partage des eaux : effet de sur-segmentation . . . 38
4.15 Segmentation par ligne de partage des eaux : utilisation de marqueurs . . . 38
4.16 Modèles discrets du plan réel . . . 39
4.17 6-, 18- et 26-voisinages . . . 40
4.18 Notions de tunnel et de cavité . . . 41
4.19 Segmentation par croissance de région . . . 43

6.1 Morphologie mathématique appliquée à la segmentation . . . 53
6.2 Croissance de région appliquée à la segmentation . . . 55
6.3 Suivi de vaisseaux appliqué à la segmentation . . . 56
6.4 Analyse différentielle appliquée à la segmentation . . . 58
6.5 Modèles déformables appliqués à la segmentation . . . 59
6.6 Analyse statistique appliquée à la segmentation . . . 61
6.7 Intelligence artificielle appliquée à la segmentation . . . 62

9.1 Réseau vasculaire cérébral segmenté . . . 77
9.2 Analyse quantitative d'un réseau vasculaire cérébral . . . 78
9.3 Exemple de recalage non rigide . . . 79

10.1 Image de référence pour la création des atlas vasculaires . . . 82
10.2 Atlas vasculaire cérébral par régions . . . 83
10.3 Atlas vasculaire cérébral par champs . . . 86

12.1 Recalage d'atlas par régions . . . 99
12.2 Comparaison des méthodes de croissance de région par MIP . . . 102
12.3 Comparaison des méthodes de croissance de région par visualisation 3D . . . 102
12.4 Segmentation par croissance de région guidée par atlas avec rendu d'épaisseur . . . 105
12.5 Segmentation par croissance de région guidée par atlas et structures avoisinantes . . . 105
12.6 Éléments structurants continus et discrets pour la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris . . . 106
12.7 Éléments structurants pour la segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris . . . 107
12.8 Recalage d'atlas par champs . . . 109
12.9 Segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris . . . 113
12.10 Segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris et structures avoisinantes . . . 113

13.1 Propriétés anatomiques du sinus sagittal supérieur . . . 116
13.2 Calcul des coupes pour la segmentation du sinus sagittal supérieur . . . 117
13.3 Initialisation de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux . . . 119
13.4 Étape itérative de la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux . . . 119
13.5 Segmentation par ligne de partage des eaux *vs.* segmentation par croissance de région . . . 122
13.6 Segmentation par ligne de partage des eaux et structures avoisinantes . . . 122
13.7 Prétraitement de la méthode de reconstruction de l'arbre superficiel veineux . . . 126
13.8 Étiquetage des structures vasculaires pour la reconstruction de l'arbre superficiel veineux . . . 127
13.9 Segmentation par réduction homotopique . . . 131
13.10 Segmentation par réduction homotopique et structures avoisinantes . . . 131

B.1 Méthode d'analyse quantitative des structures vasculaires . . . 166
B.2 Exemples d'analyse de structures vasculaires . . . 167

C.1 Interface graphique du logiciel Médimax . . . 169

D.1 Données de la base d'images 1 . . . 172
D.2 Données de la base d'images 2 . . . 172

E.1 Orientations possibles d'un moment magnétique . . . 176
E.2 Précession d'une aimantation . . . 178
E.3 Phénomène de relaxation longitudinale . . . 179
E.4 Phénomène de relaxation transversale . . . 180
E.5 Séquence d'inversion-récupération . . . 181
E.6 Séquence d'écho de spin . . . 182
E.7 Codage de fréquence . . . 183
E.8 Excitation sélective . . . 184
E.9 Codage de phase . . . 185
E.10 Mécanisme d'acquisition d'une IRM . . . 186

Liste des tableaux

10.1 Zones de l'atlas vasculaire cérébral par régions 82
10.2 Distribution de densité vasculaire de l'atlas par champs 84
10.3 Distribution des diamètres des vaisseaux de l'atlas par champs 84
10.4 Distribution des orientations des vaisseaux de l'atlas par champs 85

12.1 Comparaison des méthodes de croissance de région 103
12.2 Résultats de la méthode par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris 111

13.1 Validation de l'étiquetage des vaisseaux pour la segmentation par réduction homotopique 129
13.2 Validation de la reconstruction topologique par réduction homotopique 129

D.1 Base 1 : ARM PC complètes du crâne 173
D.2 Base 2 : ARM TOF et IRM T_1 de la partie supérieure du crâne 173

Liste des algorithmes

12.1 Segmentation par croissance de région de Dokládal 96
12.2 Éligibilité d'un point simple 96
12.3 Segmentation par croissance de région optimisée 97
12.4 Troisième étape de la segmentation par croissance de région guidée par atlas 100
12.5 Segmentation naïve par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris 107
12.6 Segmentation naïve en épaisseur par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris 108
12.7 Sélection des fonctions structurantes pour la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris 109
12.8 Troisième étape de segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris guidée par atlas 110

13.1 Schéma général de la méthode de segmentation du sinus sagittal supérieur 118
13.2 Segmentation par réduction homotopique de Dokládal 123
13.3 Méthode généralisée de segmentation par réduction homotopique 125

Abréviations

- ARM : angiographie par résonance magnétique (*ang.* MRA : magnetic resonance angiography)
- ARM PC : ARM par contraste de phase (*ang.* PC MRA : phase constrast MRA)
- ARM TOF : ARM temps de vol (*ang.* TOF MRA : time of flight MRA)
- ATDMS : angiographie par tomodensitométrie spirale (*ang.* CTA : computed tomography angiography)
- IRM : imagerie par résonance magnétique (*ang.* MRI : magnetic resonance imaging)
- MIP : *ang.* maximum intensity projection
- RF : radiofréquence
- RMN : résonance magnétique nucléaire (*ang.* NMR : nuclear magnetic resonance)

Première partie

Introduction

Chapitre 1

Présentation

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont été menés à Strasbourg entre octobre 2002 et septembre 2005 sous la direction conjointe de Christian Ronse (Professeur des Universités) et Joseph Baruthio (Maître de Conférences des Universités, Praticien Hospitalier), au sein de l'équipe Modèles, Image et Vision du LSIIT (Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection, UMR 7005 CNRS/ULP), de l'équipe de Traitement d'Images Médicales de l'IPB-LNV (Institut de Physique Biologique - Laboratoire de Neuroimagerie in Vivo, UMR 7004 CNRS/ULP) et du Plan Pluri-Formation[1] Imagerie et Robotique Médicale et Chirurgicale (PPF IRMC).

1.1 Contexte

En 1895, Röntgen découvre le rayonnement X et joint à la communication qu'il envoie à la Société de Physique Médicale de Bavière, une image de la main de sa femme obtenue grâce à ce rayonnement. Cette image acquise il y a 110 ans, qui peut être considérée comme la première donnée radiologique de l'Histoire, marque les débuts de l'imagerie médicale. Dès lors, de nouvelles techniques d'imagerie n'ont cessé d'être développées, permettant d'observer des structures anatomiques internes sans avoir recours à la chirurgie, et révolutionnant de ce fait la conception de l'analyse et du diagnostic médical. En particulier, la découverte en 1946 du phénomène de résonance magnétique nucléaire par Purcell et Bloch, a mené au développement de l'imagerie par résonance magnétique (IRM) appliquée au domaine médical à partir de 1971. Durant les années 80/90, les progrès réalisés ont permis la mise au point de protocoles d'acquisition tridimensionnels, tant en IRM qu'en imagerie par rayons X, permettant une visualisation réaliste des organes. Dans ce cadre, des techniques de visualisation du flux sanguin ont notamment été développées. Ces techniques, dites d'imagerie angiographique, ont alors ouvert de nouvelles perspectives relatives à la recherche de pathologies vasculaires et à l'analyse des vaisseaux.

1.2 Problématique

Le développement de l'imagerie 3D par résonance magnétique nucléaire a, en particulier, abouti au début des années 90 à la création de méthodes dites d'angiographie par résonance magnétique (ARM). Ces méthodes, bien que moins précises que les méthodes par rayons X, présentent néanmoins l'avantage d'être non irradiantes et non invasives[2].

Ces propriétés, liées à la sécurité et au bien être des patients, expliquent l'utilisation fréquente d'angiographies par résonance magnétique, notamment pour la visualisation des structures vasculaires cérébrales. Ces données ARM, de par leur nature tridimensionnelle, nécessitent néanmoins un temps d'analyse élevé, chacune d'elles pouvant se composer de plus d'une centaine de coupes. Par ailleurs, n'utilisant pas systématiquement de produit de contraste, elles présentent un rapport signal/bruit moins favorable que les angiographies par rayons X. À cette faiblesse du contraste vient s'ajouter la présence de divers artefacts qui peuvent, entre autres, être dus au processus

[1] Anciennement, Équipe-Projet Multi-Laboratoires (EPML n° 9 CNRS/STIC).

[2] Les ARM sont sans injection ou utilisent des produits de contraste (cryptate ou chélate de gadolinium) qui présentent beaucoup moins de risques et d'inconfort pour le patient que les traceurs iodés systématiquement utilisés en imagerie par rayons X.

d'acquisition ou à d'éventuels mouvements du patient. Ces différents facteurs, liés au volume croissant d'acquisitions effectuées[3], rendent le travail d'analyse de plus en plus délicat pour les radiologues.

Afin de les assister dans cette tâche, de multiples outils de segmentation des vaisseaux ont été proposés. Ces outils sont notamment nombreux à être dédiés à la segmentation des images vasculaires cérébrales. Toutefois, malgré leur diversité, les méthodes existantes sont encore largement perfectibles, tant en termes d'ergonomie que d'efficacité.

1.3 Objectifs

L'objectif initial de cette thèse consistait à participer à l'état de l'art relatif à la segmentation des structures vasculaires cérébrales visualisées en angiographie par résonance magnétique 3D, notamment en proposant de nouvelles méthodes de segmentation fondées sur des concepts de morphologie mathématique. Une étude préliminaire des travaux proposés ces quinze dernières années, associée à l'implantation de certaines des méthodes décrites dans ces travaux, a permis de mettre en évidence la faible implication de connaissance anatomique dans les processus de segmentation existants. Partant de ce constat, la thématique générale de cette thèse s'est donc naturellement orientée vers le problème de l'intégration d'éléments de connaissance anatomique dans les processus de segmentation d'images angiographiques 3D du cerveau, et l'étude de la plus-value induite par une telle intégration. Cette thématique implique notamment de proposer des réponses à plusieurs questions :

- De tels éléments de connaissance existent-ils, et si oui quels sont-ils ?
- Comment les extraire et les modéliser ?
- Comment les utiliser dans le cadre de méthodes de segmentation ?

Les travaux accomplis dans le cadre de cette thèse ont ainsi consisté à répondre à ces questions et à développer des méthodes de segmentation en conséquence. De manière plus générale, ils ont également eu pour but d'apporter des éléments de réponse et de réflexion relatifs au problème sous-jacent consistant à déterminer dans quelle mesure la méthodologie d'analyse proposée par un outil informatique peut tendre vers celle d'un radiologue ou plus généralement d'un être humain.

1.4 Travaux réalisés

L'existence et la détermination de propriétés anatomiques invariantes liées aux structures vasculaires cérébrales ont fait l'objet d'une première phase d'expérimentations menées sur des images angiographiques à l'aide d'outils de segmentation existants. Ce travail de compréhension et d'apprentissage des propriétés anatomiques s'est par ailleurs prolongé tout au long de ces trois années, en collaboration avec Claude Maillot (Professeur à l'Institut d'Anatomie Normale de l'Hôpital Civil de Strasbourg), permettant d'appréhender de plus en plus finement ces propriétés et leur éventuelle application à la segmentation des vaisseaux à partir d'images angiographiques.

La nécessité de pouvoir extraire des éléments de connaissance anatomique et de les formaliser de manière à les rendre utilisables dans le cadre de méthodes de segmentation, a donné lieu au développement de protocoles de création d'atlas vasculaires cérébraux. La création et l'utilisation de tels atlas ont notamment été rendues possibles par l'existence d'outils de recalage et par la nature bimodale de certaines images angiographiques, permettant de prendre en compte de manière relativement complète les propriétés des différentes structures cérébrales (vasculaires et non vasculaires). Deux protocoles de création ont ainsi été proposés. Le premier est un protocole interactif qui a, entre autres, eu pour but de fournir un premier atlas permettant d'évaluer la pertinence de l'utilisation d'atlas vasculaires cérébraux. Le second est une méthode essentiellement automatique permettant d'extraire différentes propriétés anatomiques à partir d'une base d'images angiographiques et de les fusionner en une seule structure de données synthétisant ces propriétés de manière cohérente. Cette méthode est basée sur des concepts de quantification, de recalage et de fusion de données.

Les recherches concernant l'utilisation d'éléments de connaissance anatomique pour la segmentation d'images angiographiques cérébrales ont, pour leur part, donné lieu au développement de quatre méthodes de segmentation. Ces méthodes sont toutes basées sur l'utilisation d'outils de morphologie mathématique guidés par de tels éléments. Deux d'entre elles sont des méthodes globales, consacrées à la segmentation de l'ensemble des structures vasculaires cérébrales. La première utilise des concepts de croissance de région et de seuillage adaptatif. La seconde est essentiellement basée sur l'utilisation de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris. Les deux autres

[3] Les pathologies vasculaires constituent l'une des principales causes de mortalité dans les pays industrialisés.

méthodes sont dédiées à la segmentation de structures vasculaires précises du cerveau. La première est une méthode évolutive à base de segmentation par ligne de partage des eaux. La seconde est une méthode de segmentation et de reconstruction topologique basée sur des outils de réduction homotopique. Toutes ces méthodes mettent à profit l'un ou l'autre des atlas vasculaires proposés afin de guider, contraindre ou déterminer le comportement des outils de morphologie mathématique mis en œuvre, leur permettant de s'adapter à la nature et aux propriétés des structures recherchées.

1.5 Organisation du manuscrit

Ce manuscrit se décompose en six parties. La partie I, outre cette présentation, comporte trois chapitres décrivant les notions de base nécessaires à la compréhension de l'ensemble des travaux présentés. Le chapitre 2 propose une description des réseaux vasculaires cérébraux permettant d'appréhender leur nature et de comprendre les diverses propriétés anatomiques susceptibles d'être utilisées à des fins de segmentation. Le chapitre 3 décrit les modalités d'acquisition d'angiographie par résonance magnétique considérées dans ces travaux. Il met notamment en évidence la bimodalité de certains modes d'acquisition, qui constitue l'une des caractéristiques importantes dont les méthodes proposées tirent profit. Le chapitre 4 présente quelques notions fondamentales de morphologie mathématique en s'intéressant plus particulièrement aux principaux concepts mis en œuvre dans cette thèse, à savoir ceux de ligne de partage des eaux, de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris et de transformation homotopique.

La partie II propose un état de l'art de la segmentation des structures vasculaires à partir d'images angiographiques. Elle est exclusivement consacrée aux méthodes de segmentation d'images 3D. La restrictivité de cet état de l'art, ainsi que d'autres critères notamment liés à son organisation, sont justifiés dans le chapitre 5. Le chapitre 6 présente et décrit les différentes familles de méthodes de segmentation proposées depuis l'apparition des images angiographiques 3D. Une analyse des caractéristiques générales propres à ces méthodes est ensuite faite dans le chapitre 7, aboutissant à la proposition de méthodologies alternatives visant à repousser les limitations et faiblesses des stratégies existantes.

Les parties III et IV décrivent les travaux accomplis. La partie III est spécifiquement consacrée à la modélisation de connaissance pour une utilisation dans le cadre de méthodes de segmentation d'angiographies par résonance magnétique, à travers la notion d'atlas vasculaires cérébraux. Le chapitre 8 évoque, en particulier, les différents types de connaissance pouvant être mis en jeu et la manière de les modéliser. Les chapitres 9 et 10 décrivent respectivement deux protocoles de création d'atlas vasculaires cérébraux et des exemples d'atlas pouvant être obtenus grâce à ceux-ci.

Ces atlas constituent la base des travaux de segmentation présentés dans la partie IV. Avant que les méthodes de segmentation ne soient décrites, le chapitre 11 discute les différents moyens de considérer l'intégration et l'utilisation de connaissance anatomique dans de telles méthodes. Les chapitres 12 et 13 proposent ensuite quatre méthodes de segmentation, toutes basées sur le concept d'atlas vasculaire, mais fondées sur des utilisations différentes de celui-ci, le chapitre 12 explorant essentiellement une approche globale de la segmentation, tandis que le chapitre 13 traite d'une approche plus locale et spécialisée de cette dernière. Le chapitre 14 présente un premier bilan et une discussion relatifs à la méthodologie de segmentation développée.

La partie V propose une conclusion générale de ces travaux. Dans le chapitre 15, l'ensemble des contributions théoriques et méthodologiques est détaillé, avant que ne soient discutés le potentiel ainsi que les limitations et problèmes inhérents à la méthodologie proposée. La chapitre 16 présente enfin les multiples perspectives de recherche liées aux thèmes développés dans cette thèse, tant en termes de segmentation d'images angiographiques que de modélisation de connaissance ou de validation des méthodes.

La partie VI regroupe des annexes liées aux travaux présentés dans ce manuscrit. L'annexe A donne quelques définitions mathématiques relatives à la théorie des relations, qui viennent en complément du chapitre 4 dédié aux concepts de base de morphologie mathématique. Les travaux présentés dans l'annexe B proposent une méthode d'analyse des structures vasculaires essentiellement dédiée à l'estimation de la taille des vaisseaux, et utilisée par la seconde méthode de création d'atlas. Ils sont issus d'un stage de DEA réalisé par D. Chillet et dirigé par M.-A. Jacob-Da Col, J. Baruthio et l'auteur de ce manuscrit. Les annexes C et D présentent respectivement quelques informations relatives aux matériels et logiciels utilisés ainsi qu'aux bases d'images mises en jeu pour le développement et la validation des différentes méthodes. L'annexe E propose une description des notions de base liées aux mécanismes d'acquisition d'images par résonance magnétique nucléaire, permettant ainsi d'éclairer certains points du chapitre 3. La liste des publications liées à ces travaux de thèse est finalement proposée dans l'annexe F.

Chapitre 2

Anatomie vasculaire cérébrale chez l'homme

Ce chapitre décrit l'anatomie du réseau vasculaire cérébral humain, depuis les veines et artères localisées dans le cou jusqu'aux petits vaisseaux alimentant le cerveau. Cette description, qui porte sur les vaisseaux, leur trajet et leurs rapports éventuels avec d'autres structures non vasculaires, ne recouvre pas l'intégralité de la vascularisation de la tête et du cou, dans la mesure où les vaisseaux de la face et du scalp ne sont pas décrits. Par ailleurs, les vaisseaux dont la taille est trop faible pour permettre une quelconque visualisation par des techniques d'angiographie par résonance magnétique sans injection de produit de contraste (*i.e.* les vaisseaux d'un diamètre inférieur au millimètre) ne sont pas non plus évoqués. Sans avoir la prétention de proposer une analyse anatomique totalement complète et rigoureuse d'un point de vue médical, cette description cherche à fournir un ensemble d'informations suffisant pour comprendre les travaux présentés et à dégager une série de propriétés anatomiques dont l'invariance interindividus justifie en grande partie la méthodologie sur laquelle ces travaux s'appuient. La section 2.1 présente quelques notions générales sur la vascularisation du cerveau. Les sections 2.2 et 2.3 décrivent respectivement les réseaux artériel et veineux, avant que les éventuelles pathologies pouvant les affecter ne soient évoquées en section 2.4. Une description des propriétés anatomiques que présentent les vaisseaux cérébraux, et dont l'invariance peut être utilisée dans le cadre de traitement d'images angiographiques, est enfin proposée en section 2.5. Les informations fournies dans ce chapitre, si elles s'avèrent suffisantes pour la compréhension de ce manuscrit, sont néanmoins loin d'être complètes. Des descriptions plus détaillées pourront être trouvées dans [94, 127]. Des notions plus générales sur le cerveau sont également disponibles dans de multiples ouvrages de référence dont [95, 151, 196].

2.1 Généralités

Le cerveau ne représente, en moyenne, que 2% de la masse corporelle d'un être humain. Il consomme néanmoins à lui seul environ 15 à 20% de l'énergie alimentaire et 25% de l'oxygène consommés par l'organisme. Les apports en nutriments et en oxygène, s'ils sont importants, nécessitent également d'être réguliers. En effet, toute activité électrique cesse après 20 secondes d'ischémie cérébrale, et quelques minutes suffisent à l'apparition de dommages irréversibles. Ces faits mettent en évidence l'importance du rôle joué par le réseau vasculaire cérébral. Ce réseau présente une organisation complexe, tant par sa structure hiérarchique allant de vaisseaux très larges au niveau des structures extracrâniennes, à un réseau microscopique très dense dans les matières blanche et surtout grise, que par sa topologie souvent non arborescente. Cette organisation présente toutefois de nombreuses propriétés qui se retrouvent de manière invariante chez tous les individus.

2.2 Réseau artériel

2.2.1 Origines du réseau artériel cérébral

Les artères de la tête et du cou sont issues des deux artères carotides primitives et des deux artères sous-clavières. Ces quatre artères, illustrées dans la figure 2.1, proviennent de la crosse aortique (structure intrathora-

cique), d'où elles prennent naissance directement ou indirectement. Les artères carotide primitive et sous-clavière gauches sont ainsi directement issues de la crosse aortique, alors que les artères carotide primitive et sous-clavière droites suivent d'abord une trajectoire commune sur environ 3 cm, le long du tronc brachiocéphalique.

Les artères sous-clavières, dont le trajet est essentiellement intrathoracique, donnent naissance à de multiples branches collatérales, dont les deux artères vertébrales qui participent à la vascularisation du cerveau.

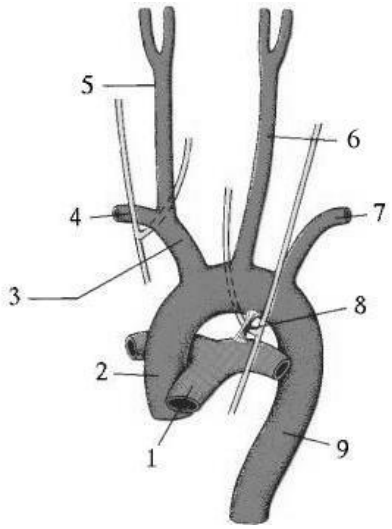

FIG. 2.1 – Origines de la vascularisation cérébrale. 1 - Artère pulmonaire. 2 - Aorte ascendante. 3 - Tronc brachiocéphalique. 4 - Artère sous-clavière droite. 5 - Artère carotide primitive droite. 6 - Artère carotide primitive gauche. 7 - Artère sous-clavière gauche. 8 - Ligament artériel. 9 - Aorte descendante.

2.2.2 Cou

Les quatre artères d'intérêt à la base du cou sont donc les deux vertébrales et les deux carotides primitives, les secondes étant beaucoup plus volumineuses que les premières. Les carotides primitives ne sont toutefois pas entièrement dédiées à la vascularisation du cerveau. Ainsi, environ 1 cm au dessus du bord supérieur du cartilage thyroïde, chaque carotide primitive se divise en carotides interne et externe. Les carotides externes se prolongent jusqu'à l'angle de la mâchoire avant de se diviser en plusieurs branches. Cette arborescence artérielle, destinée à l'alimentation des structures extracrâniennes, n'est pas décrite dans cette étude. Suite à cette bifurcation des carotides primitives, ne restent donc que quatre artères principales dédiées à la vascularisation du cerveau : les vertébrales et les carotides internes.

Artères carotides internes Les artères carotides internes vont de la bifurcation des carotides primitives jusque dans le crâne où elles se terminent à proximité des nerfs optiques. Tout le long de ce trajet, elles présentent un diamètre relativement régulier, à l'exception d'une légère dilatation à l'origine formant le bulbe carotidien. Avant de pénétrer dans la cavité crânienne, les carotides internes présentent également une trajectoire verticale et relativement rectiligne. Une fois entrées dans le crâne, leur trajectoire devient beaucoup plus tortueuse. Elles parcourent alors les canaux carotidiens et les sinus caverneux en épousant leur sinuosités. Ces courbes successives forment le siphon carotidien, illustré dans la figure 2.2 et facilement identifiable en artériographie.

Artères vertébrales Les artères vertébrales naissent des artères sous-clavières et se prolongent, à l'instar des carotides internes, jusque dans la cavité crânienne. Durant le début de ce trajet, elles présentent une trajectoire à peu près verticale ou légèrement inclinée en arrière. Elles pénètrent ensuite dans le trou transversaire de la sixième vertèbre cervicale et continuent leur trajet jusqu'au crâne en suivant les trous transversaires des six premières cervicales. Après avoir franchi le trou occipital, elles contournent la face latérale du bulbe pour s'unir et former l'artère basilaire.

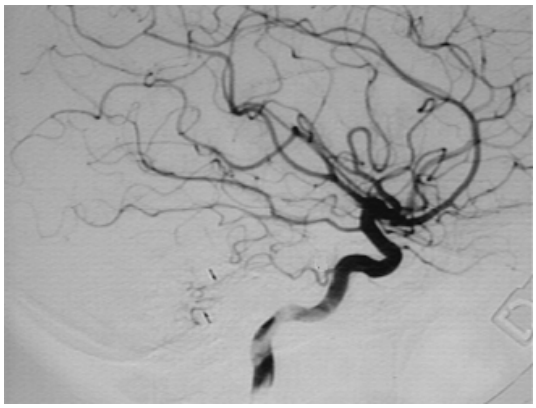

FIG. 2.2 – Siphon carotidien vu en artériographie. On observe ici les sinuosités des carotides internes (moitié inférieure de l'image) sur la portion intracrânienne de leur trajectoire.

2.2.3 Polygone de Willis

Les artères carotides internes et vertébrales viennent se rejoindre à l'intérieur du crâne en une structure nommée polygone de Willis, illustrée dans la figure 2.3, située à la base du cerveau et qui donne naissance à toutes les artères irriguant ce dernier. Les artères vertébrales se réunissent sur la ligne médiane et forment l'artère basilaire qui se sépare ensuite elle-même en deux branches : les artères cérébrales postérieures. Les artères carotides internes se divisent, pour leur part, en quatre branches : les artères cérébrales antérieures, communicantes postérieures, choroïdiennes antérieures et cérébrales moyennes. Les deux artères cérébrales antérieures s'unissent, en avant, par une courte anastomose nommée communicante antérieure. Les deux artères communicantes postérieures se dirigent en arrière et viennent s'anastomoser avec les cérébrales postérieures. L'ensemble de ces structures forme finalement un cercle artériel dont la forme polygonale justifie le nom et dont les côtés sont composés des artères cérébrales antérieures, communicantes postérieures et cérébrales postérieures. La configuration du polygone de Willis (qui peut présenter des variations, le cercle n'étant pas nécessairement fermé), de par sa structure de « nœud » artériel, a notamment pour effet d'assurer la circulation du flux sanguin dans l'ensemble des régions cérébrales, même en cas d'obturation partielle ou complète de l'une des artères vertébrales ou carotides.

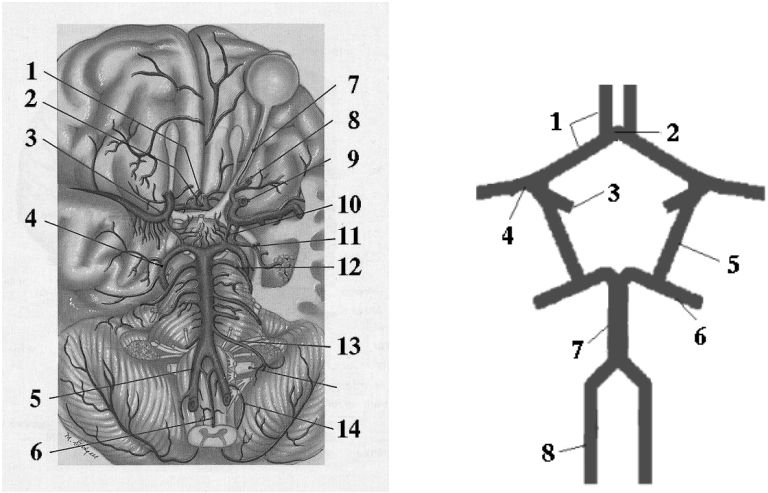

FIG. 2.3 – Polygone de Willis. À gauche : vue inférieure du cerveau. 1 - Artère cérébrale antérieure. 2 - Artère communicante antérieure. 3 - Artère cérébrale moyenne. 4 - Artère cérébrale postérieure. 5 - Artère vertébrale. 6 - Artère spinale antérieure. 7 - Artère centrale de la rétine. 8 - Artère ophtalmique. 9 - Artère carotide interne. 10 - Artère communicante postérieure. 11 - Artère choroïde antérieure. 12 - Artère cérébelleuse supérieure. 13 - Artère cérébelleuse antérieure et inférieure. 14 - Artère cérébelleuse inférieure et postérieure. À droite : représentation schématique. 1 - Artère cérébrale antérieure. 2 - Artère communicante antérieure. 3 - Artère carotide interne. 4 - Artère cérébrale moyenne. 5 - Artère communicante postérieure. 6 - Artère cérébrale postérieure. 7 - Artère basilaire. 8 - Artère vertébrale.

2.2.4 Vascularisation du cerveau

La vascularisation du cerveau est assurée par les artères issues du polygone de Willis, qui se ramifient en branches successives dont les terminaisons forment un réseau si dense qu'aucun neurone localisé dans la matière grise n'est distant de plus de 100 μm d'un capillaire. Sans descendre à un tel degré de précision dans la description des structures artérielles, il est possible de les classer en deux familles distinctes dont les artères superficielles (ou corticales) et les artères profondes (ou centrales). Ne sont ici décrites que les premières, qui sont les seules dont la taille permet une visualisation en angiographie par résonance magnétique. Cet ensemble artériel, illustré dans les figures 2.4 et 2.5, est issu des artères cérébrales antérieures, moyennes et postérieures, et irrigue la surface de chaque hémisphère cérébral.

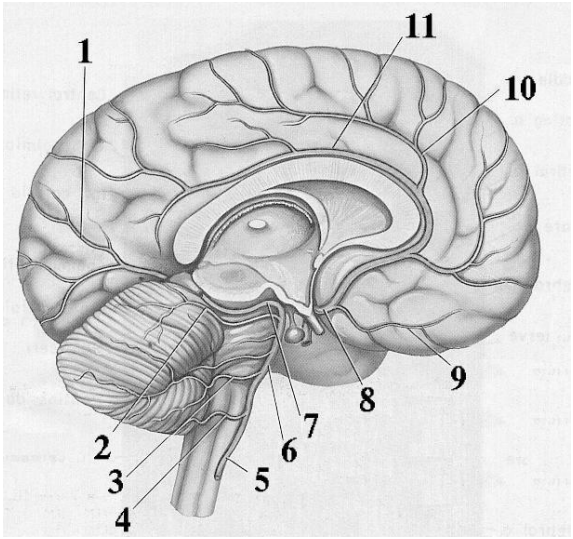

FIG. 2.4 – Vue des artères de la face interne des hémisphères cérébraux. 1 - Artère pariéto-occipitale. 2 - Artère cérébelleuse supérieure. 3 - Artère cérébelleuse antérieure et inférieure. 4 - Artère cérébelleuse postérieure et inférieure. 5 - Artère vertébrale. 6 - Artère basilaire. 7 - Artère cérébrale postérieure. 8 - Artère cérébrale antérieure. 9 - Artère orbitale. 10 - Artère callosomarginale. 11 - Artère péricalleuse.

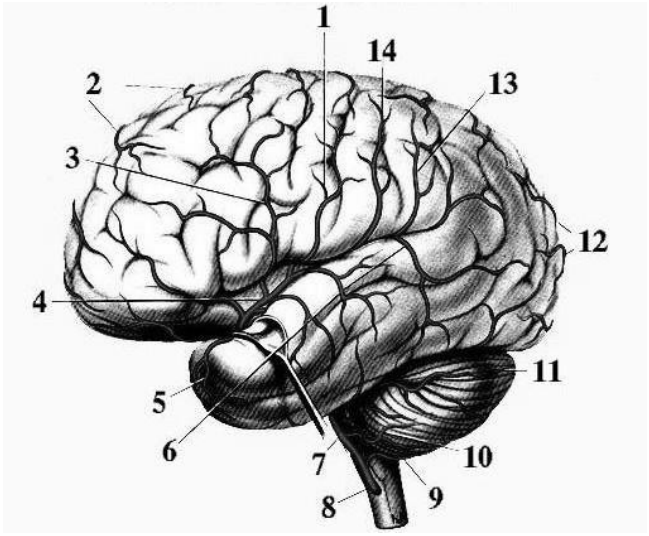

FIG. 2.5 – Vue des artères de la surface latérale des hémisphères cérébraux. 1 - Artère rolandique. 2 - Artère cérébrale antérieure. 3 - Artère prérolandique. 4 - Artère cérébrale moyenne. 5 - Artère temporale antérieure. 6 - Artère temporale postérieure. 7 - Artère basilaire. 8 - Artère vertébrale. 9 - Artère cérébelleuse postérieure et inférieure. 10 - Artère cérébelleuse antérieure et inférieure. 11 - Artère cérébelleuse supérieure. 12 - Artère cérébrale postérieure. 13 - Artère pariétale postérieure. 14 - Artère pariétale antérieure.

Les artères cérébrales antérieures et postérieures, issues du polygone de Willis, pénètrent dans un premier temps dans la fissure médiane du cerveau, longeant la face médiale des hémisphères. Les artères cérébrales antérieures s'orientent en avant et en dedans vers la scissure interhémisphérique et s'unissent par l'intermédiaire de la communicante antérieure. Elles contournent ensuite le corps calleux puis se ramifient en trois branches principales : antérieure, moyenne et postérieure. Les artères cérébrales postérieures s'orientent, quant à elles, vers l'extérieur et viennent se ramifier sur la face inférieure du lobe temporal et sur le lobe occipital. Leurs branches terminales montent verticalement puis contournent le sommet de chaque hémisphère et viennent irriguer le tiers supérieur de la face latérale de ces derniers.

Les artères cérébrales moyennes suivent, dans un premier temps, une trajectoire horizontale le long de la face inférieure du lobe frontal. Elles rejoignent ensuite la face latérale de l'hémisphère par un trajet sinueux. Leurs branches terminales ascendantes irriguent le tiers moyen de la surface latérale des hémisphères cérébraux. Leurs branches terminales descendantes irriguent, pour leur part, le tiers inférieur de cette surface.

2.3 Réseau veineux

2.3.1 Vascularisation du cerveau

Le drainage sanguin du cerveau se fait par l'intermédiaire de structures veineuses (les sinus) enchâssées dans la dure-mère qui, avec la pie-mère et l'arachnoïde, constitue la paroi méningée du cerveau. Ces sinus peuvent être classés en deux groupes distincts : le groupe postéro-supérieur et le groupe antéro-inférieur. On ne s'intéresse ici qu'au premier, qui contient la quasi totalité des structures veineuses cérébrales visibles dans les images considérées dans ces travaux. Les sinus du groupe postéro-supérieur, illustrés dans la figure 2.6, sont au nombre de sept.

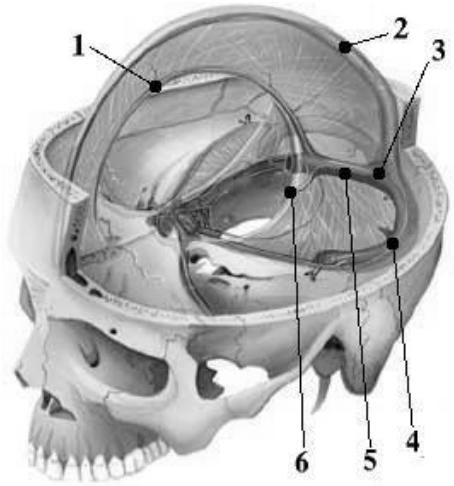

FIG. 2.6 – Sinus du groupe postéro-supérieur. 1 - Sinus sagittal inférieur. 2 - Sinus sagittal supérieur. 3 - Confluent des sinus. 4 - Sinus latéral. 5 - Sinus Droit. 6 - Grande veine de Galien.

Sinus impairs Trois sinus de ce groupe sont impairs. Il s'agit des sinus sagittal supérieur, droit et sagittal inférieur. Le sinus sagittal supérieur est localisé dans le plan médian, où il occupe toute la longueur du bord convexe de la faux du cerveau (limite supérieure entre les deux hémisphères cérébraux). Sa section est triangulaire et son diamètre augmente progressivement d'avant en arrière pour atteindre 1 cm à son extrémité postérieure. À ce sinus viennent se connecter les veines ascendantes des circonvolutions qui constituent l'essentiel des structures veineuses des faces externes et internes des hémisphères cérébraux. Ces veines se décomposent en sous-groupes (frontal, rolandique, pariéto-occipital et occipital). Leur appartenance à ces groupes est conditionnée par l'angle avec lequel elles viennent ce connecter au sinus sagittal supérieur. Le sinus droit, également de section triangulaire, s'étend pour sa part sur toute la longueur de la faux du cerveau, à la limite supérieure du cervelet. Il reçoit, à son extrémité antérieure, les veines cérébrales profondes (veines de Galien) ainsi que le sinus sagittal inférieur qui occupe une partie du bord inférieur de la faux du cerveau.

Confluent des sinus, sinus latéraux Les sinus drainant le sang du cerveau (sinus droit et sagittal supérieur) viennent se rejoindre en une structure nommée confluent des sinus. Localisée au niveau de la partie postérieure de la frontière entre le cervelet et les hémisphères cérébraux, elle constitue généralement une sorte de réservoir commun dans lequel se déverse le sang drainé par les sinus. Le confluent des sinus donne naissance aux sinus latéraux gauche et droit qui contournent le cervelet suivant un trajet sinueux, pour sortir finalement du crâne par les trous déchirés postérieurs. Dans la majorité des cas, le confluent des sinus représente la structure vasculaire cérébrale la plus importante du cerveau en termes de diamètre. Il arrive toutefois qu'il présente des variations anatomiques, prenant alors la forme d'une simple anastomose entre les sinus qui viennent normalement se connecter à lui.

2.3.2 Cou

Les sinus latéraux, une fois arrivés hors du crâne, viennent se jeter dans les veines jugulaires internes gauche et droite. Celles-ci, outre le sang issu du cerveau, drainent également celui issu d'une partie de la face et de la majeure partie de la région antérieure du cou. Plus larges que les artères carotides internes dont elles sont proches, les jugulaires internes suivent une trajectoire essentiellement rectiligne et verticale jusqu'à la base du cou, augmentant leur diamètre à mesure qu'elles reçoivent de nouvelles branches collatérales. À l'arrière des extrémités internes des clavicules, elles se connectent finalement avec les veines sous-clavières pour former les troncs brachiocéphaliques veineux dont la réunion donne ensuite naissance à la veine cave supérieure.

2.4 Pathologies vasculaires

Les accidents vasculaires cérébraux représentent une cause de mortalité relativement fréquente dans le monde (plus de 7 millions de morts en 2002) et plus particulièrement dans les pays industrialisés où ils causent, avec les accidents cardio-vasculaires, plus de 36% des décès[1]. Les accidents vasculaires cérébraux peuvent être de deux natures, hémorragique (rupture d'un vaisseau, environ 20% des cas) ou ischémique (obturation d'un vaisseau, environ 80% des cas, 3^{e} cause de mortalité en France) et sont généralement dus à une complication soudaine d'une pathologie vasculaire. Parmi les pathologies vasculaires les plus fréquentes, on peut notamment citer les sténoses, thromboses et anévrismes.

FIG. 2.7 – Sténose carotidienne vue en angiographie (vue sagittale). La flèche indique une diminution du flux sanguin due à une sténose à la base de la carotide interne.

2.4.1 Sténose, thrombose

Une sténose est caractérisée par le rétrécissement du calibre d'un vaisseau, illustré dans la figure 2.7. Ce rétrécissement, qui peut être plus ou moins sévère, est souvent le résultat d'une athérosclérose se traduisant par le dépôt d'une plaque d'athérome (dépôt lipidique dû à l'hypercholestérolémie) sur la paroi du vaisseau affecté. Les

[1] Information tirée du rapport de l'OMS sur la santé dans le monde, disponible à l'url suivante : `http://www.who.int/whr/2003`.

sténoses affectent essentiellement les artères de gros calibre (notamment les carotides), réduisant sensiblement le flux sanguin en aval.

Une thrombose, illustrée dans la figure 2.8, se traduit quant à elle par la formation d'un thrombus (*i.e.* un caillot de sang coagulé) sur la paroi d'un vaisseau généralement de gros calibre, réduisant le débit sanguin, comme dans le cas d'une sténose. En cas d'obturation complète du vaisseau affecté, tant par une sténose que par une thrombose, un accident vasculaire cérébral de nature ischémique est possible. En angiographie par résonance magnétique, les sténoses se traduisent par une diminution du flux sanguin visible à l'endroit atteint, sans nécessairement être accompagnées d'une chute importante du signal. Dans les cas les plus graves (thromboses, sténoses sévères), une perte importante ou complète de signal est généralement observée, comme c'est le cas dans l'image de gauche de la figure 2.8.

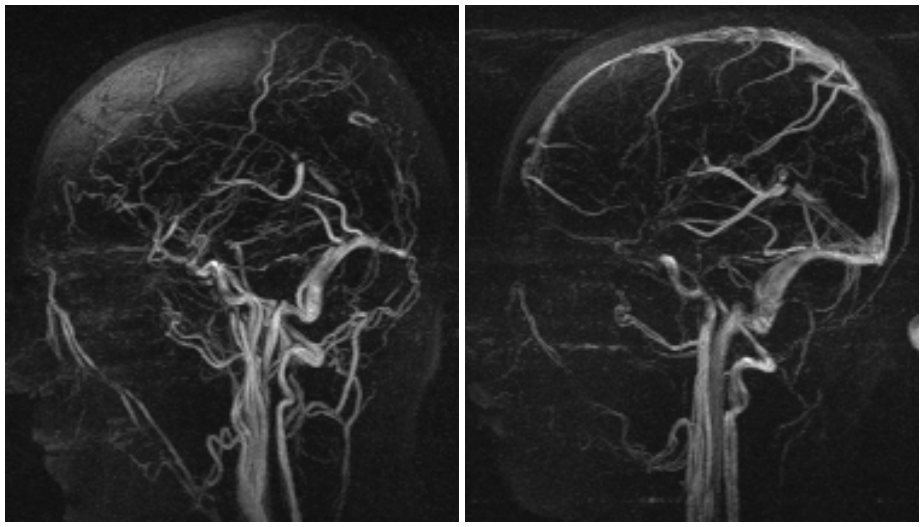

FIG. 2.8 – Thrombose du sinus sagittal supérieur visualisée en angiographie. À gauche : thrombose à l'extrémité postérieure du sinus sagittal supérieur se traduisant par l'absence de signal vasculaire. À droite : patient sans thrombose, pour lequel le signal du sinus sagittal supérieur est clairement visible.

2.4.2 Anévrisme

Un anévrisme est une cavité communicant avec la lumière d'une artère, généralement causée par un affaiblissement de sa paroi et pouvant contenir du sang liquide ou coagulé. Avec le temps et sous l'influence de certains facteurs, la paroi de l'artère où est localisé l'anévrisme peut s'amincir et se rompre. Une telle rupture anévrismale, provoquant une hémorragie cérébrale, est fatale ou lourdement handicapante dans 80% des cas. En angiographie par résonance magnétique, les anévrismes ne sont pas nécessairement bien visualisés, dans la mesure où ils sont remplis de sang dont le flux, inexistant ou turbulent, peut ne rendre qu'un faible signal.

2.5 Invariants anatomiques

L'anatomie des structures vasculaires cérébrales (tant artérielles que veineuses) permet, à l'échelle de résolution des images acquises en IRM, d'extraire un certain nombre de propriétés invariantes. Ces invariants anatomiques sont essentiellement de nature structurelle, géométrique et relationnelle. Certains d'entre eux font l'objet de discussions ultérieures, notamment dans les parties III et IV.

2.5.1 Invariants structurels : topologie

Les réseaux vasculaires cérébraux portent généralement la dénomination « d'arbres » vasculaires. Leur structure arborescente, si elle est réelle d'un point de vue anatomique (structures de nature tubulaire se décomposant en ramifications de plus en plus fines), est loin d'être aussi évidente d'un point de vue purement topologique. En se

plaçant à la même échelle de résolution, il existe dans le corps humain différentes structures topologiquement arborescentes (*i.e.* formant un graphe connexe sans cycle), notamment l'arbre respiratoire ou les réseaux vasculaires hépatiques. En toute rigueur, à cette même échelle, les réseaux vasculaires cérébraux artériel et veineux, bien que constituant des structures connexes et sans cavité, ne peuvent pas être considérés comme des arbres.

La présence de structures cycliques vient en effet mettre en défaut cette propriété. De tels cycles sont présents au niveau du polygone de Willis et, dans certains cas, au niveau du confluent des sinus qui peut présenter une fenestration. Des anastomoses entre certaines veines (veines ascendantes et descendantes des sillons) ou artères (anastomose des deux artères cérébrales antérieures par l'intermédiaire de la communicante antérieure) confèrent également des propriétés cycliques aux deux réseaux.

En première approche, il semble donc difficile, voire impossible, d'extraire des propriétés topologiques simples et invariantes concernant ces réseaux. Il convient toutefois de prendre en compte un paramètre supplémentaire. Les structures vasculaires cérébrales étudiées, si elles sont considérées à l'échelle des images angiographiques, doivent aussi l'être au travers de celles-ci. Ces images, étant discrètes, ont tendance à éliminer (*i.e.* à masquer) les cycles générés par des vaisseaux extrêmement proches (par exemple les artères cérébrales antérieures) en les fusionnant. Par ailleurs, les propriétés physiques inhérentes aux modalités d'acquisition rendent certains vaisseaux invisibles, notamment un grand nombre d'anastomoses veineuses.

Globalement, les structures anatomiques d'intérêt, si elles sont considérées au travers des modalités d'acquisition qui font l'objet de ces travaux, peuvent être vues comme quasi arborescentes d'un point de vue topologique, les quelques cycles restant étant de taille restreinte. Par ailleurs, certaines parties de ces structures, considérées indépendamment du reste du réseau, présentent pour leur part une structure parfaitement arborescente. On peut notamment citer comme exemple l'arbre veineux superficiel (sinus sagittal supérieur et les veines qui s'y jettent), ou les artères localisées dans le plan médian et issues du polygone de Willis.

2.5.2 Invariants géométriques

Forme

Tous les vaisseaux sanguins ont, par définition, une forme globalement tubulaire. La section des vaisseaux (*i.e.* la coupe des vaisseaux dans un plan normal à leur axe médian) peut néanmoins présenter des formes variant en fonction de leur nature. Ainsi les artères, possédant des parois musculaires, présentent des propriétés d'élasticité importantes qui leur confèrent une certaine régularité. Dans la quasi totalité des cas, on peut donc considérer que toutes les artères (hors cas pathologiques) ont une section circulaire, ou éventuellement légèrement elliptique.

Le cas des structures veineuses est plus complexe. En effet, une part importante des structures veineuses cérébrales se compose de sinus. Ces sinus sont des canaux inclus dans un dédoublement de la dure-mère, qui constitue l'une des parois fibreuses du cerveau. La nature des parois des sinus les prive donc de toute extensibilité. L'une des conséquences de cette rigidité est notamment la variabilité de la forme des sections des sinus, pouvant varier du cercle irrégulier au triangle.

Globalement, il est possible de considérer en première approximation que les vaisseaux sanguins cérébraux se présentent comme une succession de sections de cylindres. Toutefois, il convient de garder à l'esprit que si cette caractérisation modélise très correctement les artères, elle est moins pertinente en ce qui concerne les structures veineuses. Cette dernière remarque doit toutefois être modérée. En effet, dans la pratique, le moyen le plus commun d'observer les vaisseaux est de visualiser le flux sanguin qui les parcourt, dont la nature laminaire a tendance à atténuer (sans toutefois l'éliminer complètement) l'irrégularité apparente des vaisseaux dans les images angiographiques.

Taille

Les vaisseaux décrits précédemment présentent également des propriétés relativement invariantes en termes de taille (*i.e.* diamètre ou aire de leur section). Ces propriétés sont généralement décrites dans les ouvrages d'anatomie qui fournissent des valeurs moyennes concernant le diamètre des principaux vaisseaux et leur évolution le long de leur trajet. Au delà de ces valeurs absolues, dont les données complètes ou partielles dans la littérature impliquent une certaine invariance interindividus, il est toutefois possible d'inférer un certain nombre de propriétés. Celles-ci peuvent être de nature hiérarchique. On peut ainsi établir une relation d'ordre relativement fiable sur la taille des différents vaisseaux (les artères vertébrales sont plus fines que les carotides internes, elles-mêmes plus fines que les veines jugulaires internes). Il est également possible de classer les vaisseaux de taille équivalente en familles stables

d'un individu à un autre (toutes les artères directement issues du polygone de Willis présentent des diamètres semblables, de l'ordre du millimètre).

Trajectoire, orientation

La notion de trajectoire des vaisseaux correspond ici à la forme générale des axes médians de ces derniers. Plusieurs vaisseaux sanguins, notamment les plus larges, présentent des trajectoires de nature relativement simple. Certains d'entre eux sont ainsi rectilignes ou quasi rectilignes (sinus droit, veines jugulaires internes, artères carotides internes). D'autres, tels que les sinus sagittaux supérieur et inférieur présentent une trajectoire incurvée. Plusieurs vaisseaux présentent quant à eux des trajectoires plus complexes. Cette complexité n'exclut pourtant pas une certaine cohérence qui est notamment discutée dans la section suivante.

Les trajectoires des vaisseaux cérébraux, si elles présentent des propriétés notables en termes de forme, sont aussi pour la plupart, orientées de manière invariante. Les veines et artères du cou sont ainsi quasi verticales alors que les structures veineuses se jetant dans le confluent des sinus sont parfaitement parallèles au plan médian du cerveau. Des propriétés invariantes peuvent ainsi être décrites en considérant les orientations absolues des vaisseaux (*i.e.* en prenant comme référentiel les axes sagittaux, coronaux et axiaux relatifs au patient). Une description plus fine peut néanmoins être obtenue en ne considérant plus les orientations de manière absolue mais relative. Plusieurs exemples peuvent ainsi être cités, parmi lesquels le sinus sagittal supérieur qui est parfaitement parallèle à la surface du crâne, le sinus droit, parallèle à la limite supérieure de la tente du cervelet, ou les artères cérébrales antérieures qui restent relativement parallèles au bord du corps calleux.

Ces propriétés, propres à l'orientation des vaisseaux mais également à leur forme et, dans une moindre mesure, à leur taille, peuvent être vues comme des conséquences plus ou moins directes d'une série d'invariants de nature relationnelle.

2.5.3 Invariants relationnels

Le réseau vasculaire cérébral présente une structure qui peut paraître beaucoup moins simple que d'autres réseaux vasculaires du corps humain (foie, vascularisation périphérique, ...). Cette apparente complexité s'explique en partie par le fait que les vaisseaux qui le composent sont chargés d'alimenter le cerveau, qui présente lui-même plusieurs régions organisées d'une manière complexe et n'ayant pas toutes les mêmes besoins en termes d'apport sanguin. Si l'arbre vasculaire cérébral est complexe, son organisation présente néanmoins une grande cohérence. Ainsi, le fait que chaque veine ou artère du réseau cérébral soit dédiée à un territoire clairement identifié, aboutit de manière logique à une très forte corrélation structurelle entre les différentes parties du cerveau et les vaisseaux qui les alimentent.

Les rapports liant ces vaisseaux aux autres structures cérébrales sont donc, moyennant quelques variations anatomiques, généralement invariants. Le fait que la plupart des structures veineuses soient incluses dans la dure-mère justifie notamment la forme, la position et la trajectoire des sinus sagittal supérieur et droit. Il implique également que les trajectoires des veines des sillons, bien que tortueuses et variant d'un individu à l'autre soient néanmoins très fortement liées à la position des sillons corticaux. Les sinus latéraux ainsi que les artères carotides internes ont également des trajectoires contraintes par la forme du crâne (cavités mastoïdiennes, canaux carotidiens, sinus caverneux), alors que les trajectoires des artères cérébrales antérieures et de leurs branches sont modulées par la forme du corps calleux.

Outre ces quelques exemples, il est globalement possible de considérer que la connaissance de la position des structures cérébrales permet, dans de larges proportions, de déterminer (ou du moins d'évaluer précisément) la position des principaux vaisseaux du réseau vasculaire cérébral, ces vaisseaux formant la majeure partie des structures visualisables dans les images par résonance magnétique.

Chapitre 3

Angiographie par résonance magnétique

Ce chapitre présente les notions de base de l'angiographie par résonance magnétique (ARM), qui constitue une sous-famille de techniques IRM développées depuis le milieu des années 80 et destinées à visualiser les flux sanguins. Il décrit les concepts fondateurs des méthodes ARM, en insistant plus particulièrement sur celles qui sont considérées dans ces travaux, à savoir les ARM par temps de vol et par contraste de phase. Les sections 3.1 et 3.2 présentent respectivement un rapide tour d'horizon de l'acquisition d'images angiographiques, et les principes de base de l'ARM. La section 3.3 décrit les techniques d'ARM par temps de vol et par contraste de phase. Enfin, une discussion proposée en section 3.4 vient justifier l'usage des méthodes ARM sans injection par rapport aux autres techniques angiographiques dans le cadre de ces travaux.

3.1 Imagerie angiographique

Les techniques d'angiographie ont pour objectif de permettre la visualisation des structures vasculaires d'un patient par la mise en évidence du flux sanguin. Il est possible de classer ces techniques d'acquisition en quatre familles distinctes : angiographie soustraite (éventuellement multiplanaire), par ultrasons, par tomodensitométrie spirale (ATDMS) et par résonance magnétique (ARM).

Les acquisitions de type angiographie soustraite consistent à acquérir au moins deux images 2D de la même région par émission de rayons X, avec et sans injection d'un produit de contraste dans le sang. La soustraction de ces deux images permet, en éliminant les tissus environnants, d'obtenir une représentation 2D du système vasculaire seul. Des versions bi/multiplanaires de ce type de stratégie 2D sont souvent mises en œuvre pour permettre la reconstruction d'une information tridimensionnelle [38, 82]. Les méthodes de type ATDMS sont également basées sur une acquisition par rayons X. Ces acquisitions, nécessitant également l'injection d'un produit de contraste, sont réalisées à grande vitesse suivant une série d'angles distincts, par rotation autour du patient. L'information fournie par chaque acquisition permet alors la reconstruction d'une véritable image 3D [149, 161]. Les méthodes par ultrasons permettent quant à elles de mettre à profit l'effet Doppler pour récupérer de l'information sur le sens et la vitesse de déplacement du flux sanguin. Des techniques intravasculaires ont notamment été développées, fournissant des coupes 2D successives du vaisseau étudié [106, 179]. La dernière famille de techniques d'acquisition regroupe toutes les méthodes de type ARM [53, 56, 124]. Ces méthodes, basées sur les propriétés magnétiques des tissus, sont relativement nombreuses [174] : ARM avec injection de produit de contraste [142], ARM « black-blood » [55], ARM par temps de vol (ARM TOF) et ARM par contraste de phase (ARM PC).

3.2 Généralités

Les méthodes d'angiographie par résonance magnétique peuvent être utilisées en 2D ou en 3D, les acquisitions 3D résultant d'une succession d'acquisitions de coupes 2D. Ces méthodes se divisent en deux grandes familles. Celles de la première famille utilisent un produit de contraste afin d'augmenter le rapport signal/bruit. Ces méthodes (contrast-enhanced MRA) ont généralement recours à l'utilisation d'un agent paramagnétique (gadolinium) dont l'injection dans le sang augmente sensiblement le rapport signal/bruit et permet d'obtenir des acquisitions de bonne qualité en un temps relativement restreint. La seconde famille regroupe les méthodes sans injection de produit de contraste. Ces méthodes se basent uniquement sur les propriétés physiques de l'acquisition d'images

par résonance magnétique nucléaire. Les principes fondamentaux en IRM supposent la fixité des éléments à localiser dans les tissus. Cette propriété n'étant pas respectée par les flux sanguins, des artefacts peuvent apparaître. De tels artefacts qui sont éventuellement gênants dans le cadre d'IRM classiques, peuvent toutefois devenir une source d'information sur la vitesse et la position des fluides circulant. Le déplacement sanguin au cours de l'acquisition des images en IRM donne notamment naissance à deux types de phénomènes à l'origine des principales méthodes d'ARM non injectées : les phénomènes de temps de vol et de déphasage. Ils sont respectivement la base des techniques TOF et PC, décrites dans la section suivante.

3.3 Techniques d'acquisition

3.3.1 ARM par contraste de phase

Les méthodes d'ARM par contraste de phase génèrent un contraste entre le sang circulant et les tissus stationnaires en manipulant la phase des spins [10, 18, 54, 140] de telle manière que la phase des tissus stationnaires apparaisse comme nulle, contrairement à celle du sang.

Phénomène de déphasage

La grandeur physique considérée ici n'est pas l'intensité de l'aimantation comme ce sera le cas en ARM TOF, mais sa position angulaire. La méthode employée utilise pour ce faire un gradient bipolaire qui se compose de deux lobes séparés, le premier étant positif, suivi d'un second identique mais négatif.

Lorsqu'un tel gradient est appliqué sur un tissu stationnaire, comme l'illustre la figure 3.1, sa partie positive entraîne une augmentation de la fréquence de précession des spins ainsi qu'un déphasage positif de ces derniers. Entre l'application des lobes positif et négatif, les spins recouvrent leur fréquence normale mais conservent leur déphasage. L'application du lobe négatif réduit leur fréquence de précession, et provoque un déphasage négatif, qui annule exactement le déphasage positif (cette annulation résulte de la symétrie du gradient). Finalement, après application du gradient bipolaire complet, les tissus stationnaires n'ont donc pas été modifiés en phase (ni en fréquence).

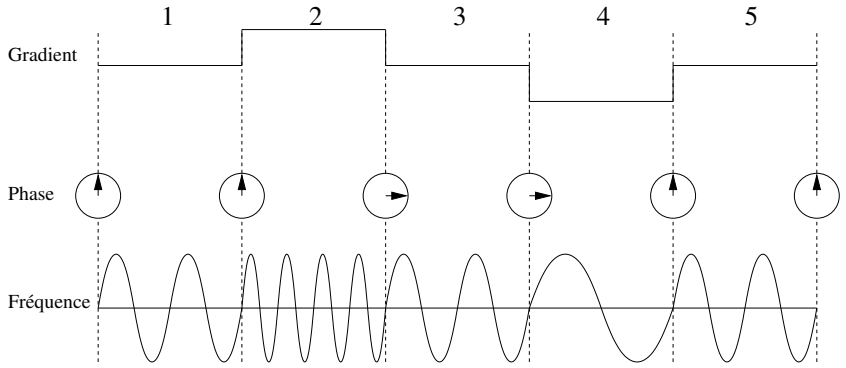

FIG. 3.1 – Application d'un gradient bipolaire sur un tissu stationnaire. Le temps est représenté en abscisse. De haut en bas, on peut observer l'amplitude du gradient, la phase d'un spin et enfin sa fréquence. 1 - État initial du spin : phase et fréquence de référence. 2 - Application du lobe positif du gradient : augmentation de la fréquence et déphasage positif du spin. 3 - Entre les deux lobes : retour à une fréquence normale mais conservation du déphasage. 4 - Application du lobe négatif du gradient : diminution de la fréquence et déphasage négatif du spin. 5 - Fin d'application du gradient : la fréquence redevient normale, les deux déphasages se sont compensés.

En revanche, l'application d'un tel gradient sur un spin présentant un mouvement linéaire parallèle au champ de gradient a un effet totalement différent, illustré dans la figure 3.2. Ainsi, au moment où le lobe positif du gradient est appliqué, le spin subit un décalage de phase dont l'intensité dépend de sa position. Ce décalage se conserve entre l'application des deux lobes. Toutefois, au moment de l'application du lobe négatif du gradient, le spin, s'étant déplacé le long du champ de gradient, ne subit plus un déphasage susceptible de compenser parfaitement le déphasage positif. Le déphasage final obtenu après application du gradient complet est donc non nul et proportionnel à la distance parcourue entre l'application des deux lobes et donc à la vitesse du spin.

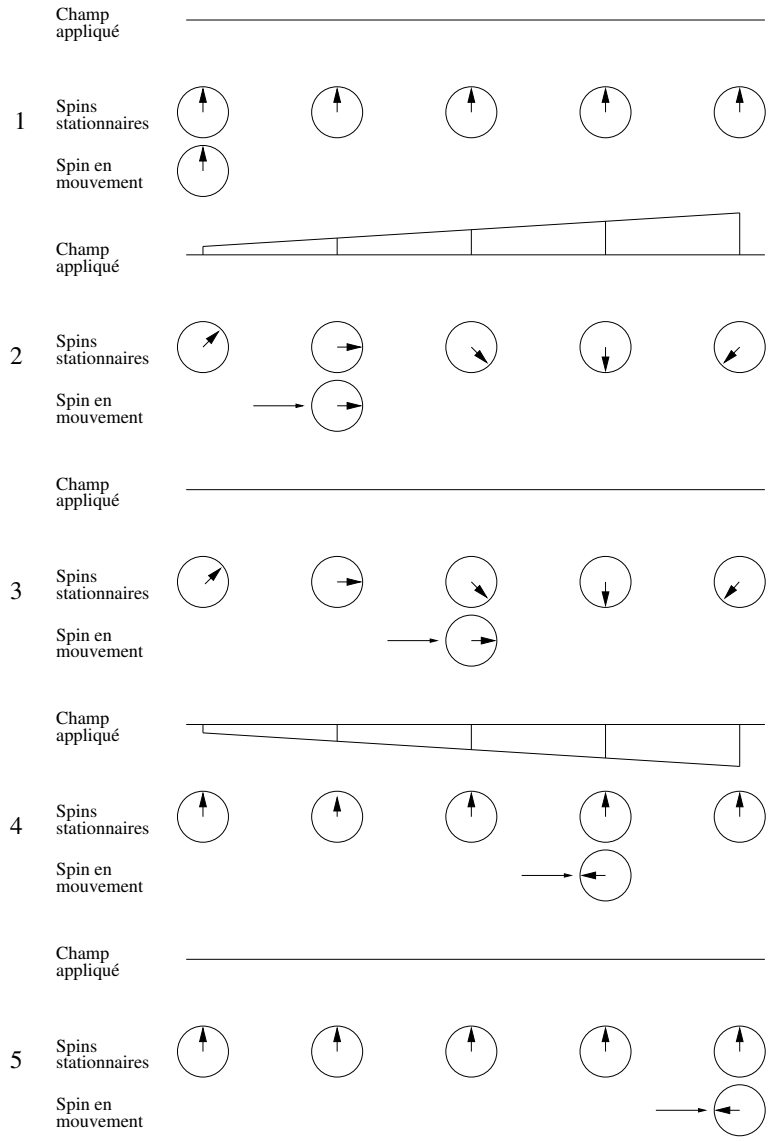

FIG. 3.2 – Application d'un gradient bipolaire sur un spin en mouvement. L'abscisse représente la position sur l'axe de codage du gradient. La numérotation de 1 à 5 en ordonnée représente les cinq phases d'application du gradient (correspondant à la numérotation en abscisse de la figure 3.1). Pour chaque étape, on peut observer de haut en bas, le champ appliqué en fonction du gradient bipolaire, le déphasage des spins stationnaires et le déphasage d'un spin en mouvement le long de l'axe. 1 - État initial avant application du gradient. 2 - Application du lobe positif du gradient : déphasage des spins stationnaires. Le spin en mouvement subit le même déphasage que le second spin stationnaire. 3 - Entre les deux lobes : conservation des déphasages des spins stationnaires. Le spin en mouvement continue de progresser le long de l'axe. 4 - Application du lobe négatif du gradient : annulation du déphasage des spins stationnaires. Le spin en mouvement subit le même déphasage que le quatrième spin. 5 - Fin d'application du gradient : les spins stationnaires ont tous retrouvé leur phase initiale. Le spin en mouvement a subi une modification de phase, n'ayant pas subi deux déphasages exactement opposés du fait de son déplacement.

Méthode

Cette propriété de déphasage des spins en mouvement lors de l'application d'un gradient bipolaire peut donc permettre d'extraire de l'information sur le déplacement des spins dans une direction choisie. En effet, une simple soustraction entre une image obtenue par le protocole précédent et une image de référence acquise sans utiliser de gradient bipolaire, permet d'annuler la phase des tissus stationnaires et de ne conserver des valeurs non nulles que pour les spins en mouvement dans la direction de codage du gradient.

Afin d'obtenir une image tridimensionnelle du mouvement sanguin, il est néanmoins nécessaire d'acquérir trois images par application de trois gradients bipolaires dans des directions orthotropes. La soustraction de chacune

d'entre elles avec l'image de référence fournit trois images représentant les déplacements dans les trois directions choisies, permettant une reconstruction tridimensionnelle des mouvements. Un exemple d'une telle image, dite image de phase, est illustré dans la partie gauche de la figure 3.3. Il est à noter que la reconstruction d'une ARM PC, requérant l'acquisition d'au moins quatre images distinctes, rend la durée d'examen relativement longue, de l'ordre d'une trentaine de minutes pour une image complète du cerveau.

Ce protocole d'acquisition permet également de reconstruire durant la même acquisition, une image morphologique du patient, similaire à une IRM pondérée en T_1. Cette seconde image, dite image module, présente l'avantage d'être parfaitement superposée avec l'image de phase, permettant ainsi d'établir une correspondance entre les flux visualisés et les différentes structures anatomiques. La possibilité de calculer ces images modules est notamment due au fait que les techniques de contraste de phase ne détruisent pas l'information d'intensité, mais se contentent seulement de modifier de manière contrôlée la phase des spins. Un exemple d'image module est illustré dans la partie droite de la figure 3.3.

Cette technique d'acquisition est donc basée sur la relation qui existe entre la vitesse des spins et le décalage de phase induit par leur mouvement. La description qui en est faite, si elle est correcte, n'en reste pas moins une version simplifiée du protocole réellement appliqué. Sans rentrer dans plus de détails techniques, il convient toutefois de préciser que de nombreux paramètres entrent en ligne de compte dans l'acquisition d'images ARM PC. Parmi ces paramètres, on peut notamment citer le choix, préalable à l'acquisition, de la plage de vitesse estimée pour les vaisseaux à visualiser, ainsi que les paramètres classiques en IRM (temps de répétition, temps d'écho, ...).

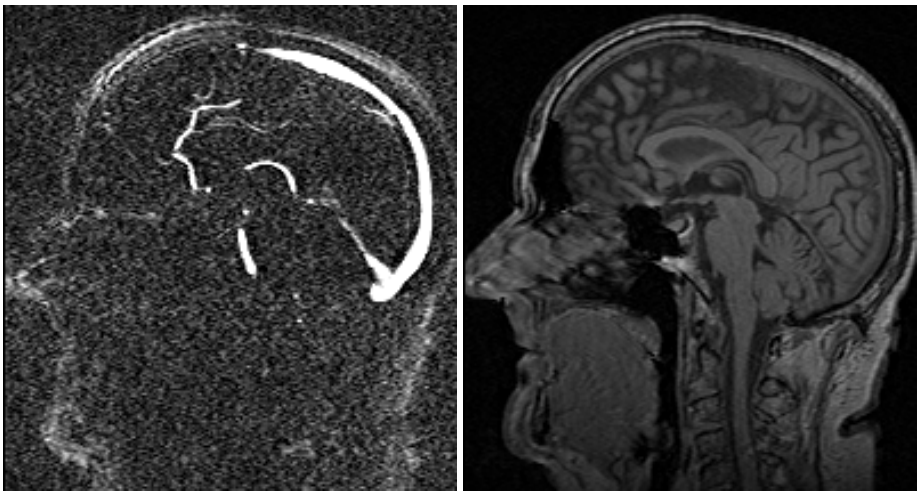

FIG. 3.3 – Coupes sagittales d'une ARM PC. À gauche : image de phase. Les structures vasculaires (*i.e.* le flux sanguin) y apparaissent avec une forte intensité par rapport aux tissus stationnaires. On distingue ici le sinus sagittal supérieur, une partie du sinus droit, des veines de Galien et des artères cérébrales antérieures. On remarque également la présence d'un bruit assez important et d'artefacts, aboutissant à un rapport signal/bruit relativement faible. À droite : image module. Cette image est similaire à une IRM T_1. Elle fournit des informations structurelles mais ne contient pas de données vasculaires immédiatement visibles. On peut constater sa parfaite superposition avec l'image de phase qui lui est associée.

Avantages et inconvénients

Les images obtenues en ARM PC sont susceptibles de contenir un certain nombre d'artefacts de différentes natures. Certains artefacts sont causés par des phénomènes de repliement. Ils sont dus au fait que les seuls flux correctement visualisés en ARM PC sont ceux inclus dans un intervalle de vitesse fixé lors de l'acquisition. Du fait de la nature périodique de l'information de phase, des flux de vitesse supérieure aux vitesses de l'intervalle choisi sont ainsi modélisés par un signal anormalement faible au lieu de présenter le signal le plus élevé de l'image. De tels artefacts se caractérisent par l'apparition de signaux de forme annulaire (résultant de la nature laminaire du flux sanguin), lorsqu'ils sont visualisés dans le plan de coupe des vaisseaux. Par ailleurs, l'utilisation d'un intervalle de vitesse pour la visualisation des flux a également tendance à provoquer une diminution du signal à proximité des parois des vaisseaux, aboutissant à une sous-estimation de leur diamètre réel.

D'autres artefacts sont causés par des phénomènes de dispersion de phase qui peuvent également apparaître. Dans le cas idéal d'un vaisseau parfaitement droit et sans bifurcation (cas peu fréquent au niveau cérébral chez

l'être humain), le flux sanguin est parfaitement laminaire. Dans un tel cas, sa vitesse varie donc en fonction de sa position radiale dans le vaisseau, plus rapide au centre et plus faible en périphérie. Le signal obtenu varie alors régulièrement du centre du vaisseau à sa périphérie. En pratique, les vaisseaux présentent souvent un aspect tortueux ainsi que des jonctions et bifurcations qui peuvent rendre l'écoulement des flux beaucoup plus complexe. Il est alors fréquent que la dispersion de phase induite par ce flux chaotique provoque un perte partielle ou totale de signal.

Ainsi le signal vasculaire, supposé dépendant de la vitesse d'écoulement du sang, peut présenter diverses perturbations dont les conséquences peuvent varier d'une baisse locale d'intensité à une absence complète de signal. Ces artefacts sont essentiellement dus au fait que seules les propriétés physiques des flux sont utilisées pour acquérir l'image, contrairement à ce qui peut se produire en ARM injectée ou en ATDMS, où les agents de contraste garantissent la conservation d'une certaine cohérence du signal visualisé.

L'ARM PC présente toutefois, malgré les inconvénients inhérents à son mode d'acquisition, certains avantages assez sensibles. En premier lieu, elle permet d'obtenir une représentation tridimensionnelle du réseau vasculaire cérébral relativement complète. La plupart des images ARM PC utilisées dans ces travaux visualisent la quasi totalité, voire la totalité, de la cavité crânienne. Ceci permet en particulier de disposer d'une image cohérente du réseau vasculaire étudié. Par ailleurs, la disponibilité d'une image module associée à l'image de phase permet de replacer le flux vasculaire dans son environnement anatomique propre, apportant une très forte plus-value en termes d'information. La mise à profit de ces propriétés sera notamment discutée dans le chapitre 12.

3.3.2 ARM par temps de vol

Les techniques d'ARM par temps de vol ont pour objectif d'obtenir un fort contraste entre le flux sanguin et les tissus stationnaires en tirant parti du phénomène de renforcement paradoxal [104, 152, 192].

Phénomène de renforcement paradoxal

Ce phénomène intervient pour des temps de répétition (T_R) de l'ordre des temps de relaxation (T_1), ou éventuellement inférieurs. En effet, lors de la pondération en T_1 d'une coupe RMN, les composantes longitudinales des spins stationnaires sont rebasculées à chaque excitation, avec des valeurs inférieures à la valeur maximale, dans la mesure où on ne leur laisse pas le temps de revenir à une position d'équilibre. En revanche, les spins du flux sanguin qui arrivent dans la coupe sans avoir subi auparavant d'impulsion répondent avec cette pleine échelle. C'est cette différence entre tissus stationnaires qui répondent de façon limitée, et le sang renouvelé qui fournit une réponse maximale, qui crée le phénomène de renforcement paradoxal.

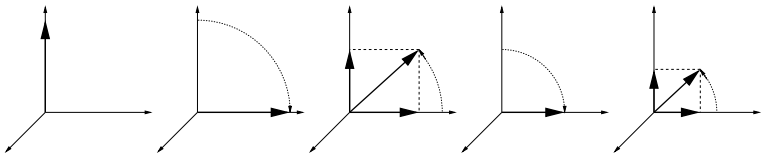

FIG. 3.4 – Saturation des spins stationnaires. De gauche à droite : situation initiale d'un spin stationnaire (aimantation uniquement longitudinale, matérialisée par la flèche verticale), impulsion RF basculant la composante longitudinale de 90°, retour vers l'équilibre (le spin présente des composantes longitudinale et transversale non nulles), nouvelle impulsion RF basculant la composante longitudinale avant qu'elle n'ait retrouvé sa pleine valeur, nouveau retour vers l'équilibre. Ici, seules deux impulsions RF ont été visualisées. L'application d'autres impulsions ferait progressivement diminuer la composante longitudinale suivant une loi exponentielle, induisant une diminution de signal.

Méthode

Pour une coupe donnée, choisie perpendiculairement aux vaisseaux considérés, la première étape consiste à saturer les spins contenus dans les tissus stationnaires. Ceci peut être accompli en appliquant une série d'impulsions radiofréquence (RF) successives avec une valeur de T_R très courte, comme l'illustre la figure 3.4. Les spins stationnaires ne pouvant recouvrer la pleine valeur de leur composante longitudinale entre chaque impulsion, voient l'intensité de leur signal s'atténuer progressivement. L'augmentation relative du signal des spins en mouvement par rapport à ces spins stationnaires résulte du fait qu'ils sont continuellement renouvelés par le passage du flux

sanguin dans la coupe étudiée. En effet, ces spins arrivent avec une forte composante longitudinale et sont donc capables de renvoyer un signal beaucoup plus intense que les spins stationnaires, comme le montre la figure 3.5.

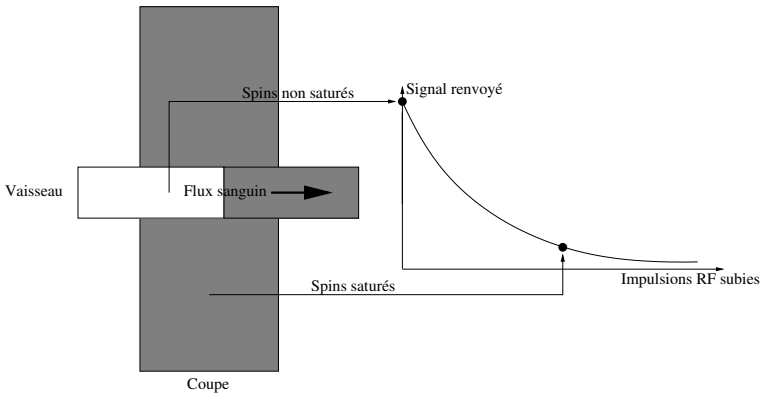

FIG. 3.5 – Signaux émis par les spins stationnaires et non stationnaires en ARM TOF. Les zones grises représentent les spins saturés (spins stationnaires et spins du flux sanguin ayant déjà été soumis à des impulsions RF). Les zones blanches représentent les spins non saturés (sang arrivant dans la coupe). les nouveaux spins arrivant dans le flux sanguin, n'ayant pas encore été saturés, renvoient un plein signal alors que les autres spins, déjà saturés, renvoient un signal moindre.

Cette méthode permet donc de visualiser le flux sanguin dans une coupe précise. Afin d'obtenir une image angiographique tridimensionnelle, il est toutefois nécessaire de considérer un volume plus large. Le volume considéré est alors partitionné en une pile de coupes, chaque coupe étant codée en phase. La méthode précédente est simultanément appliquée sur chacune de ces dernières. Dans ce nouveau cas de figure, on remarque qu'à l'instar des spins stationnaires, les spins en mouvement subissent également une succession d'impulsions RF qui risquent de causer une diminution du signal vasculaire. Ces effets peuvent toutefois être diminués par application d'impulsions RF générant un basculement moindre des spins (un nombre limité de telles impulsions n'affecte que peu les spins en mouvement, alors qu'un nombre élevé aboutit aux mêmes effets de saturation pour les spins stationnaires). Un exemple d'image obtenue en ARM TOF est illustré en figure 3.6.

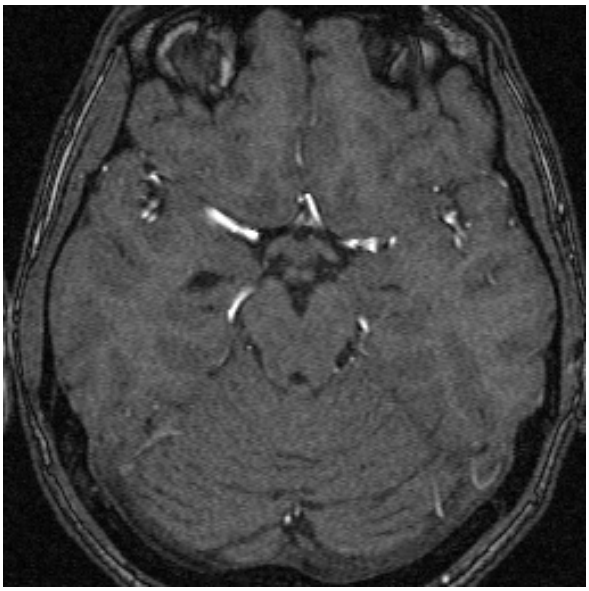

FIG. 3.6 – Coupe axiale d'une ARM TOF. Les structures vasculaires (ici les artères voisines du polygone de Willis) apparaissent avec un fort contraste par rapport aux structures cérébrales.

Comme pour l'ARM PC présentée précédemment, la relative simplicité de la description proposée ici ne permet pas de mettre en évidence le nombre élevé de paramètres mis en jeu lors d'une acquisition d'ARM TOF.

Néanmoins, il convient de remarquer que l'épaisseur des coupes considérées, la vitesse du flux, l'orientation des vaisseaux et le temps de relaxation T_1 des tissus stationnaires influent grandement sur la qualité des images obtenues. Globalement, des coupes fines et perpendiculaires aux vaisseaux étudiés, un flux rapide et une valeur de T_1 élevée contribuent à l'obtention d'un meilleur signal.

Avantages et inconvénients

Parmi les défauts de cette méthode, le plus handicapant est probablement la forte anisotropie de l'acquisition. En effet, une ARM TOF est essentiellement destinée à visualiser les flux sanguins dans une direction privilégiée. L'acquisition d'images dans le cas de flux complexes ou turbulents peut donc s'avérer délicate. Par ailleurs, l'acquisition d'images 3D, qui nécessite d'appliquer plusieurs impulsions RF sur les spins en mouvement, peut provoquer une saturation au niveau des petits vaisseaux qui sont alors difficilement visualisés.

Ce type d'acquisition peut toutefois permettre de disposer simultanément d'information concernant les structures vasculaires et non vasculaires, le signal des tissus stationnaires étant réduit mais pas nécessairement annulé.

3.4 Analyse

3.4.1 Défauts

Les méthodes d'ARM, sous leurs formes les plus classiques (TOF et PC) présentent encore de nombreuses faiblesses. Ainsi, leur faible résolution interdit l'analyse de structures vasculaires de taille submillimétrique (contrairement aux acquisitions par rayons X). De nombreux phénomènes inhérents aux techniques d'acquisition nuisent également à la qualité des images obtenues, dont le rapport signal/bruit est l'un des plus faibles parmi toutes les méthodes d'acquisition existant en IRM. Ainsi, des artefacts liés à des mouvements du patient, à des choix de paramètres (phénomènes de repliement) ou à la nature du flux (dispersion de phase) viennent s'ajouter au bruit. Les techniques ARM, en regard d'autres techniques angiographiques, peuvent donc raisonnablement être qualifiées de peu précises et d'une fiabilité moyenne, défauts auxquels vient se rajouter un temps d'acquisition généralement élevé.

3.4.2 Qualités

Les méthodes d'ARM TOF et PC présentent, malgré tous les défauts précédemment cités, plusieurs atouts majeurs. Le premier d'entre eux est leur capacité à fournir une information de nature tridimensionnelle, qui tend à devenir une condition indispensable pour une analyse correcte des structures vasculaires. De ce point de vue, ces méthodes font jeu égal avec les techniques d'ATDMS. Par ailleurs, si elles sont moins précises que ces dernières ou que les techniques d'ARM injectées, il convient de remarquer que les ARM TOF et PC autorisent les seuls examens susceptibles de fournir des données 3D de manière totalement non irradiante et non invasive (pas de rayonnement X, ni d'injection de produit de contraste). Le fait de fournir des outils de visualisation vasculaire a priori sans danger pour le patient constitue probablement la plus grande vertu de ces deux méthodes.

Par ailleurs, si l'absence d'injection de produit de contraste interdit une sélection fine des structures étudiées (visualisation de tout ou partie du réseau artériel ou veineux), ce défaut est largement compensé par la disponibilité, en TOF et en PC, de données relatives, non seulement aux flux sanguins, mais aussi aux structures anatomiques avoisinantes (informations disponibles dans les images module d'ARM PC et, dans une moindre mesure, directement dans les images TOF). Cette information supplémentaire peut s'avérer précieuse pour les radiologues. Il sera constaté dans la suite de ce manuscrit, qu'elle peut l'être tout autant dans le cadre du traitement de ces images.

3.4.3 Synthèse

Finalement, les techniques d'ARM non injectées constituent une famille de méthodes d'acquisition qui, si elles sont encore imparfaites, présentent néanmoins de nombreuses qualités. Ces qualités, à commencer par l'absence de danger pour le patient, sont probablement l'une des raisons principales de leur fort taux d'utilisation en routine clinique. Il est par ailleurs probable que ces techniques, qui n'ont pas plus de vingt ans d'existence, présentent encore un fort potentiel de progression.

Dans la suite de ces travaux, il a donc été choisi de se focaliser sur le développement d'outils de traitement d'images obtenues en ARM PC et TOF. Ce choix trouve plusieurs justifications. Tout d'abord, ces techniques ont la

double particularité de présenter une qualité d'image relativement faible (tant au niveau du rapport signal/bruit que de la résolution) et d'être fréquemment utilisées en radiologie. Elles sont donc fortement susceptibles de requérir l'usage d'outils de segmentation et d'analyse. Or il existe peu d'outils de ce type suffisamment fiables pour être utilisés de manière systématique en routine clinique. Cet axe de recherche constitue donc un domaine encore très ouvert.

Par ailleurs, les images obtenues en ARM TOF et PC permettent le développement de thématiques concernant la prise en compte des structures anatomiques vasculaires et non vasculaires ainsi que de la multimodalité des données, critères qui ont jusqu'à présent été fortement négligés dans le domaine de la segmentation d'images angiographiques. Ces différents points seront discutés de manière plus complète dans la partie III.

Chapitre 4

Notions de morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une théorie d'analyse d'images introduite en 1964 par G. Matheron et J. Serra. Son objectif principal est l'extraction de connaissance à partir de mesures fondées sur les formes et structures des objets contenus dans l'image étudiée. Le principe de base consiste à parcourir cette dernière à l'aide d'éléments structurants assimilables à des filtres et présentant des propriétés géométriques connues, choisies en fonction des objectifs à atteindre. Si les premiers travaux menés dans ce domaine se sont uniquement penchés sur l'étude d'images binaires considérées comme des ensembles, des extensions aux images à niveaux de gris, alors considérées comme des fonctions, ont néanmoins été proposées par la suite.

La morphologie mathématique, dont les principes sont valables tant dans les espaces continus que discrets, a vu, en l'espace d'une quarantaine d'années, son usage se généraliser dans toutes les disciplines requérant des outils d'analyse quantitative ou qualitative : métrologie, astronomie, imagerie biomédicale, aérienne ou satellite... Une description exhaustive de ses fondements théoriques et de ses applications nécessiterait plus que les quelques pages qui lui sont consacrées dans ce chapitre.

La section 4.1 définit, dans un premier temps, les structures et opérations de base de la morphologie mathématique, avant que trois outils utilisés dans la suite de ces travaux, à savoir, la transformée en tout-ou-rien, la segmentation par ligne de partage des eaux et les transformations homotopiques, ne soient respectivement décrits dans les sections 4.2, 4.3 et 4.4. La section 4.5 propose quelques remarques venant conclure cette introduction aux concepts de morphologie mathématique.

4.1 Notions fondamentales

4.1.1 Structures de base

La morphologie mathématique s'appuie sur le concept de treillis complet. Un treillis complet est un ensemble non vide muni d'une relation d'ordre partiel et dont tout sous-ensemble possède un infimum et un supremum. Dans le cadre de l'analyse d'images, deux treillis complets sont généralement considérés. Le treillis des parties d'un ensemble, muni de la relation d'inclusion ($\subseteq$) et dont les infimum et supremum sont obtenus en considérant respectivement l'union ($\cup$) et l'intersection ($\cap$), est la structure de base pour les opérations sur les images binaires. Le treillis des fonctions numériques, muni de sa relation d'ordre ($\leq$) et dont les infimum et supremum sont obtenus en considérant respectivement les enveloppes supérieure ($\bigvee$) et inférieure ($\bigwedge$), est la structure de base pour les opérations sur les images à niveaux de gris.

Ainsi, une image binaire définie sur un espace E sera généralement considérée comme un ensemble $X \subseteq E$. Une telle image pourra néanmoins être également considérée comme une fonction $f : E \to \{0, 1\}$ définie de telle sorte que $\forall x \in E, f(x) = 1 \Leftrightarrow x \in X$. Cette définition fonctionnelle permet alors d'intégrer les images binaires dans le cadre plus général des images à niveaux de gris pour lequel une image sur E est définie comme une fonction $f : E \to T$ où T représente l'échelle des niveaux de gris (T étant généralement égal à $\overline{\mathbb{R}} = \mathbb{R} \cup \{-\infty, +\infty\}$, $\overline{\mathbb{Z}} = \mathbb{Z} \cup \{-\infty, +\infty\}$, ou un intervalle $[a, b] \subset \mathbb{R}$ ou $\mathbb{Z}$).

Il est à noter que tous les concepts définis ici sont valables pour des espaces continus ou discrets (E peut ainsi représenter indifféremment $\mathbb{R}^n$ ou $\mathbb{Z}^n$). Dans la pratique, un espace E discret généralement composé d'un sous-ensemble de $\mathbb{Z}^3$, et occasionnellement $\mathbb{Z}^2$, a été utilisé dans les travaux présentés. L'utilisation d'un tel espace

nécessite la détermination de notions propres à sa nature discrète (voisinage, connexité, ...). Ces différentes notions seront discutées plus en détail dans la section 4.4.

Dans ce qui suit, sont présentés les principaux opérateurs binaires ou à niveaux de gris utilisés en morphologie mathématique. Ces opérateurs (érosion, dilatation, ouverture et fermeture) ainsi que de nombreux autres outils sont décrits de manière beaucoup plus complète et approfondie dans plusieurs ouvrages de référence [74, 75, 76, 77, 165].

4.1.2 Opérations de base : morphologie binaire

En morphologie binaire, une image X est considérée comme une partie d'un ensemble $E \subseteq \mathbb{R}^n$ ou $\mathbb{Z}^n$, dont l'origine est notée o.

Définition 4.1 (Translation) *Soit $p \in E$. La translation par p transforme tout point $q \in E$ en un point $q + p$, et toute partie $X \subset E$ en sa translatée par p, notée X_p et définie par :*

$$X_p = \{x + p \mid x \in X\}.$$

À partir de cette notion de translation, il est possible de définir l'ensemble des opérations de base de la morphologie binaire.

Définition 4.2 (Addition de Minkowski) *Soit $X, B \subseteq E$. L'addition de Minkowski de X par B est l'opération binaire $\oplus$ définie par :*

$$X \oplus B = \bigcup_{b \in B} X_b = \bigcup_{x \in X} B_x = \{x + b \mid x \in X, b \in B\}.$$

Définition 4.3 (Soustraction de Minkowski) *Soit $X, B \subseteq E$. La soustraction de Minkowski de X par B est l'opération binaire $\ominus$ définie par :*

$$X \ominus B = \bigcap_{b \in B} X_{-b} = \{p \in E \mid B_p \in X\}.$$

Définition 4.4 (Dilatation) *Soit $B \subseteq E$. La dilatation par B est la fonction δ_B définie, pour tout $X \subseteq E$, par :*

$$\delta_B : X \mapsto X \oplus B.$$

Définition 4.5 (Érosion) *Soit $B \subseteq E$. L'érosion par B est la fonction ε_B définie, pour tout $X \subseteq E$, par :*

$$\varepsilon_B : X \mapsto X \ominus B.$$

Remarque 4.1 *L'érosion et la dilatation sont des opérations duales. On a en effet :*

$$X \oplus B = (X^c \ominus \check{B})^c,$$
$$X \ominus B = (X^c \oplus \check{B})^c,$$

où $X^c = E \setminus X$ est le complémentaire de X, et $\check{B}$ est le symétrique de B ($\check{B} = \{-p \mid p \in B\}$).

À partir de ces deux opérations, il est possible de définir de nouvelles opérations : l'ouverture (composition d'une érosion puis d'une dilatation) et la fermeture (composition d'une dilatation puis d'une érosion).

Définition 4.6 (Ouverture) *Soit $B \subseteq E$. L'ouverture par B est la fonction γ_B définie, pour tout $X \subseteq E$, par :*

$$\gamma_B : X \mapsto X \circ B = (X \ominus B) \oplus B.$$

Définition 4.7 (Fermeture) *Soit $B \subseteq E$. La fermeture par B est la fonction φ_B définie, pour tout $X \subseteq E$, par :*

$$\varphi_B : X \mapsto X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B.$$

Remarque 4.2 *Les opérations d'ouverture et de fermeture sont idempotentes ($\gamma^2 = \gamma$, $\varphi^2 = \varphi$). Elles sont également duales :*

$$X \circ B = (X^c \bullet \check{B})^c,$$
$$X \bullet B = (X^c \circ \check{B})^c.$$

Dans ces définitions, l'ensemble B est appelé élément structurant. La dilatation (resp. l'érosion) d'un objet X par un élément structurant B a pour principal effet l'augmentation (resp. la diminution) de la taille de X en fonction de la forme et de la taille de B. Un exemple d'érosion et de dilatation d'un objet en 2D par un élément structurant circulaire est illustré en figure 4.1. On remarque que si l'élément structurant considéré n'est pas positionné sur l'origine de E ($o \notin B$), l'objet dilaté ou érodé subit une translation dépendant de la position de B par rapport à o.

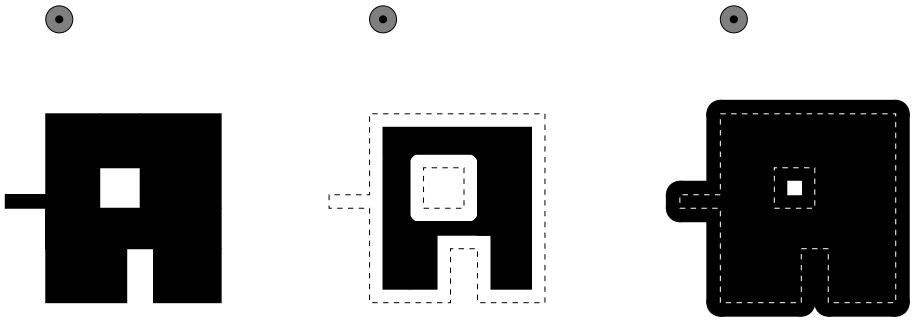

FIG. 4.1 – Exemple d'érosion et de dilatation binaire sur une image 2D. À gauche : image initiale (objet en noir, élément structurant en gris, centré sur l'origine). Au milieu : objet après érosion par l'élément structurant (contours de l'objet initial en pointillés). À droite : objet après dilatation par l'élément structurant (contours de l'objet initial en pointillés). On observe ici le comportement dual de l'érosion qui, à l'inverse de la dilatation, accroît la taille des trous et concavités de l'objet mais réduit l'épaisseur de celui-ci et tend à faire disparaître ses zones convexes.

4.1.3 Opérations de base : morphologie plate et morphologie à niveaux de gris

En morphologie plate ou à niveaux de gris, les images sont considérées comme des fonctions $E \to T$, où T représente l'échelle des niveaux de gris. L'ensemble T^E est alors muni de sa relation d'ordre $\leq$ (voir l'exemple A.2). Si les images sont considérées comme des fonctions, les éléments structurants utilisés peuvent, pour leur part, être des ensembles (parties de E) ou des fonctions (éléments de T^E). Les opérateurs sont dits plats dans le premier cas et à niveaux de gris dans le second.

Morphologie plate

En morphologie plate, des éléments structurants de nature ensembliste sont utilisés pour traiter des images à niveaux de gris. Pour certains opérateurs tels que la dilatation et l'érosion binaire, une extension immédiate aux images à niveaux de gris peut être obtenue (ce type de généralisation sera plus complètement expliqué en section 4.2.2).

Définition 4.8 (Translation) *Soit $f : E \to T$ et $b \in E$. La translation par b transforme la fonction f en une fonction $f_b : E \to T$ définie, pour tout $p \in E$, par :*

$$f_b(p) = f(p - b).$$

Définition 4.9 (Dilatation plate) *Soit $B \subseteq E$. La dilatation par B d'une image $f : E \to T$ est définie par :*

$$f \oplus B = \sup_{b \in B} f_b.$$

Pour tout $p \in E$, on a alors :

$$(f \oplus B)(p) = \sup_{x \in \check{B}_p} f(x) = \sup_{b \in B} f(p - b).$$

Définition 4.10 (Érosion plate) *Soit $B \subseteq E$. L'érosion par B d'une image $f : E \to T$ est définie par :*

$$f \ominus B = \inf_{b \in B} f_{-b}.$$

Pour tout $p \in E$, on a alors :

$$(f \ominus B)(p) = \inf_{x \in B_p} f(x) = \inf_{b \in B} f(p + b).$$

La dilatation (resp. l'érosion) d'une image à niveaux de gris f par un élément structurant plat B a pour effet de réduire (resp. d'augmenter) la taille des zones sombres (resp. des zones claire) de l'image. Il est à noter que pour $B \neq \emptyset$, ces opérations ne peuvent pas faire apparaître de nouveaux niveaux de gris par rapport à l'image initiale, pour T discret. Un exemple d'érosion et de dilatation sur une image 1D est illustré en figure 4.2.

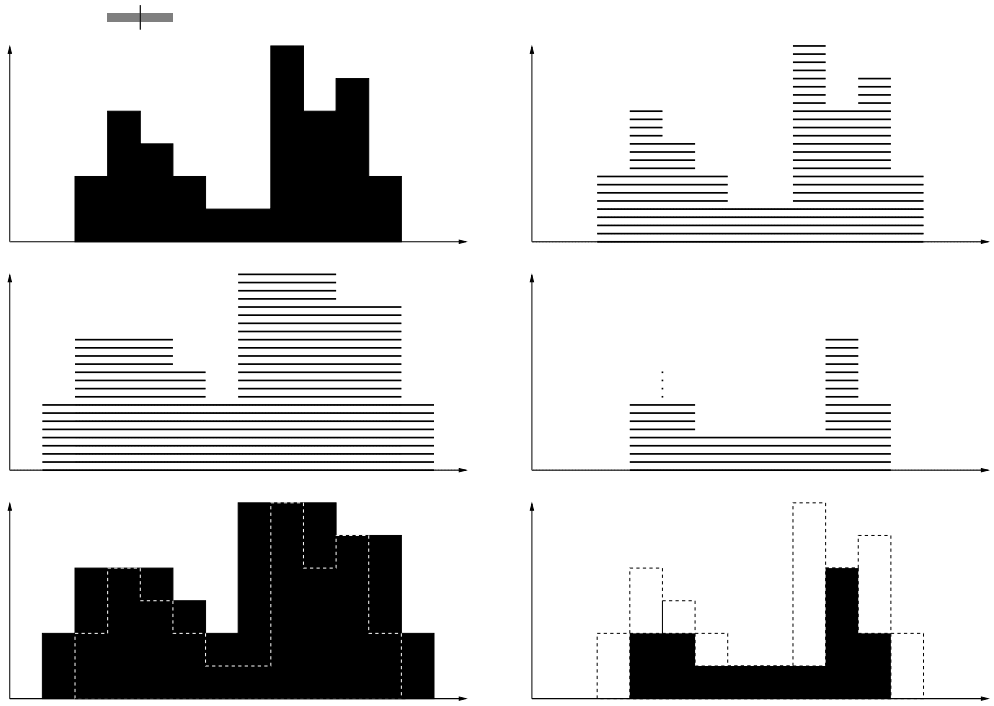

FIG. 4.2 – Exemple d'érosion et de dilatation plates sur une image 1D. En haut, à gauche : image initiale (objet en noir, élément structurant en gris, centré sur l'origine). En haut, à droite : sous-ensemble de sections de l'image. Au milieu, à gauche : dilatation des sections par l'élément structurant. Au milieu, à droite : érosion des sections par l'élément structurant. En bas, à gauche : objet dilaté (objet initial en pointillés). En bas, à droite : objet érodé (objet initial en pointillés). On peut observer que l'érosion (resp. la dilatation) des sections de l'image initiale fournit bien les sections de l'image finale. On remarque également que conformément à la théorie, aucun nouveau niveau de gris n'est apparu dans les images résultats.

Morphologie à niveaux de gris

En morphologie à niveaux de gris, les images et les éléments structurants sont définis comme des fonctions $E \to T$ ($T = \overline{\mathbb{Z}}$ ou $\overline{\mathbb{R}}$). On définit alors l'érosion et la dilatation par un élément structurant à niveaux de gris comme suit.

Définition 4.11 (Dilatation) *Soit $b : E \to T$ une fonction structurante et $B = supp(b) = \{p \mid b(p) > -\infty\}$ son support. La dilatation par b d'une image $f : E \to T$ est définie par :*

$$\forall p \in E, (f \oplus b)(p) = \sup_{q \in B}(f(p - q) + b(q)),$$

avec la convention : $+\infty - \infty = -\infty$.

Définition 4.12 (Érosion) *Soit $b : E \to T$ une fonction structurante et $B = supp(b) = \{p \mid b(p) > -\infty\}$ son support. L'érosion par b d'une image $f : E \to T$ est définie par :*

$$\forall p \in E, (f \ominus b)(p) = \inf_{q \in B}(f(p + q) - b(q)),$$

avec la convention : $+\infty - \infty = +\infty$.

Remarque 4.3 *Dans le cas particulier où la fonction structurante vaut 0 sur B et $-\infty$ en dehors, les deux définitions précédentes se ramènent aux érosion et dilatation plates. La morphologie plate (au même titre que la morphologie binaire) s'intègre ainsi de manière naturelle dans le cadre de la morphologie à niveaux de gris.*

Les opérations définies ici mettant en jeu des éléments structurants a priori non plats, les résultats qu'elles fournissent sont des images susceptibles de contenir des niveaux de gris qui n'étaient pas présents dans l'image

initiale. Un exemple d'un tel phénomène est fourni en figure 4.3 où une image 1D est dilatée et érodée par un élément structurant de forme triangulaire.

À l'instar de l'érosion (resp. de la dilatation) plate, l'opération utilisant des éléments structurants non plats a pour effet de réduire (resp. d'augmenter) la taille des zones sombres (resp. des zones claires) de l'image. L'intensité de ces zones peut également être affectée (augmentée ou réduite) en fonction du signe de la fonction utilisée comme élément structurant.

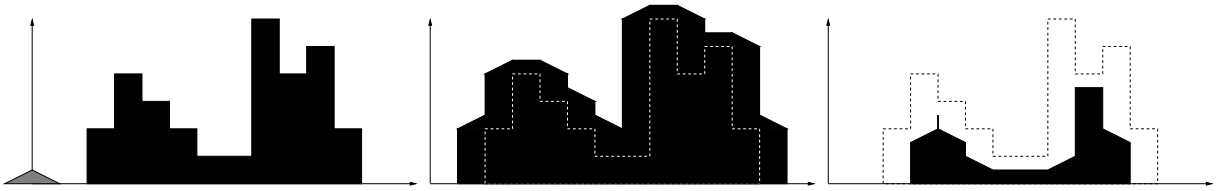

FIG. 4.3 – Exemple d'érosion et de dilatation à niveaux de gris sur une image 1D. À gauche : image initiale (objet en noir, élément structurant en gris, centré sur l'origine). On considère ici que la fonction a pour valeur $-\infty$ en dehors de son support. Au milieu : objet dilaté (objet initial en pointillés). À droite : objet érodé (objet initial en pointillés). On constate l'apparition de nouveaux niveaux de gris dans les deux images résultats, due au profil de niveaux de gris de l'élément structurant employé.

Ouverture et fermeture

Les définitions d'ouverture et de fermeture binaires se généralisent comme suit aux images à niveaux de gris.

Définition 4.13 (Ouverture) *Soit $b : E \to T$ une fonction structurante. L'ouverture par b d'une image $f : E \to T$ est définie par :*

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b.$$

Définition 4.14 (Fermeture) *Soit $b : E \to T$ une fonction structurante. La fermeture par b d'une image $f : E \to T$ est définie par :*

$$f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b.$$

L'ouverture supprime les parties claires de l'image qui ne peuvent contenir totalement l'élément structurant b. De manière duale, la fermeture supprime les parties sombres de l'image qui ne peuvent contenir totalement l'élément structurant $\check{b}$. Un exemple d'ouverture et de fermeture sur une image 1D est illustré en figure 4.4.

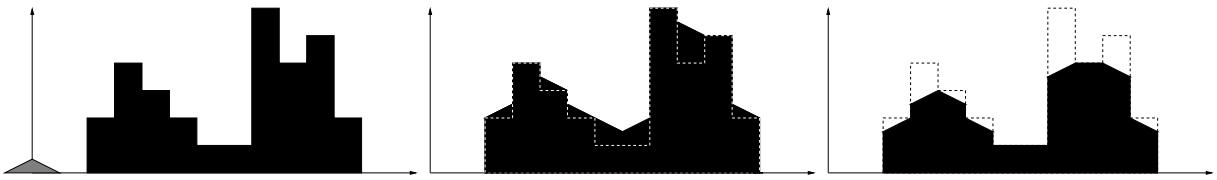

FIG. 4.4 – Exemple de fermeture et d'ouverture par un élément structurant à niveaux de gris sur une image 1D. À gauche : image initiale (objet en noir, élément structurant en gris, centré sur l'origine). On considère ici que la fonction a pour valeur $-\infty$ en dehors de son support. Au milieu : fermeture de l'image initiale (objet initial en pointillés). À droite : ouverture de l'image initiale (objet initial en pointillés).

Après cette brève introduction aux concepts de base de la morphologie mathématique, les concepts de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris, de ligne de partage des eaux et de transformation homotopique sont décrits dans les trois sections suivantes.

4.2 Transformée en tout-ou-rien

4.2.1 Transformée en tout-ou-rien binaire

La transformée en tout-ou-rien, dans le cadre d'images binaires [74, 76, 165], est un opérateur de morphologie mathématique qui permet de détecter des points de l'image en fonction de leur configuration locale dans un objet,

mais également en fonction de leur configuration par rapport au fond de l'image. La transformée en tout-ou-rien est donc un outil généralement dédié à la recherche de motifs particuliers.

Étant donné un espace $E \subseteq \mathbb{Z}^n$ ou $\mathbb{R}^n$, un opérateur de transformée en tout-ou-rien repose en premier lieu sur la donnée de deux éléments structurants $A, B \subseteq E$ formant un élément composite $C = (A, B)$. L'élément A représente le motif que la transformée doit rechercher dans l'objet à traiter. L'élément B représente pour sa part le motif qui doit être trouvé dans le fond de l'image. L'application de la transformée d'élément composite (A, B) sur une image contenant un objet X consiste donc à tester en chaque point x de E si les éléments A et B, centrés sur x sont respectivement inclus dans l'objet X et dans le fond de l'image $X^c = E \setminus X$. Si cette double inclusion est respectée, le point x est alors considéré comme faisant partie de l'image de la transformée. Plus formellement, on a la définition suivante de la transformée en tout-ou-rien.

Définition 4.15 (Transformée en tout-ou-rien binaire) *Soit E un ensemble et $X \subseteq E$ un objet de E. Soit $C = (A, B)$ un élément composite sur E ($A, B \subseteq E$). La transformée en tout-ou-rien de X par C est alors définie par :*

$$X \otimes (A, B) = \{x \in E \mid A_x \subseteq X, B_x \subseteq X^c\}.$$

Remarque 4.4 *La définition précédente de la transformée en tout-ou-rien peut s'exprimer de manière immédiate en fonction des opérateurs de base de la morphologie mathématique. On a alors :*

$$X \otimes (A, B) = (X \ominus A) \cap (X^c \ominus B) = (X \ominus A) \setminus (X^c \oplus \check{B}).$$

Remarque 4.5 *Les éléments structurants A et B modélisant respectivement les motifs recherchés dans l'objet et dans le fond de l'image, ils doivent être disjoints ($A \cap B = \emptyset$). Dans le cas contraire, la transformée de toute image est nécessairement vide.*

Un exemple d'application de transformée en tout-ou-rien sur une image 2D est illustré en figure 4.5. Cet exemple met en évidence la relative sensibilité de la transformée en tout-ou-rien. On peut en effet constater que les zones détectées varient fortement pour des éléments composites de même forme, dont la seule différence réside dans la distance séparant A et B. Cette forte sensibilité, tant dans le cas d'images binaires qu'à niveaux de gris, implique de connaître parfaitement la configuration des structures recherchées. Dans le cas contraire, des stratégies alternatives peuvent être proposées, visant à simplifier l'image et/ou les éléments structurants [13], ou à proposer non pas un élément, mais une famille d'éléments composites (une telle stratégie sera notamment discutée dans le chapitre 12).

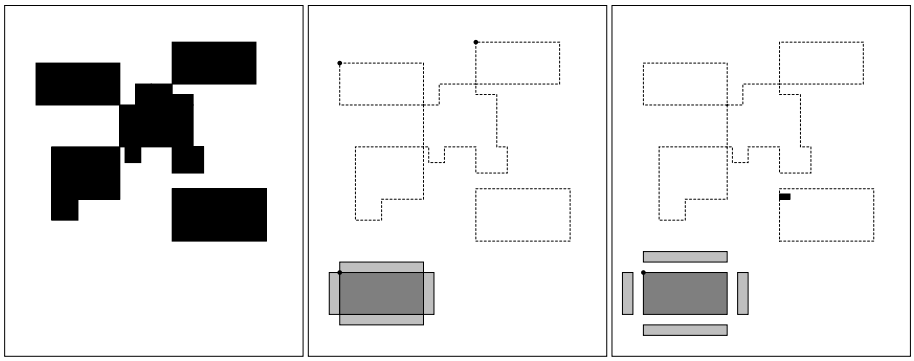

FIG. 4.5 – Exemple de transformée en tout-ou-rien binaire sur une image 2D. À gauche : image initiale (objet en noir). Au milieu : transformée utilisant comme élément structurant A un rectangle (gris foncé), et comme élément B quatre rectangles adjacents aux côtés de A (gris clair). L'origine des deux éléments est indiquée par le point en haut à gauche de A. La transformée se compose uniquement de deux points (objet initial en pointillés). À droite : transformée obtenue en utilisant des éléments structurants de même forme, mais non adjacents. La transformée se compose d'une petite zone rectangulaire dans le rectangle inférieur droit de l'image initiale (objet initial en pointillés).

Comme ce sera le cas dans les travaux présentés par la suite, il peut parfois s'avérer utile de conserver dans l'image résultat tous les points de l'élément A, et non pas seulement son origine. Cette opération, nommée ouverture en tout-ou-rien, peut s'interpréter comme la dilatation par A de la transformée en tout-ou-rien par (A, B).

Définition 4.16 (Ouverture en tout-ou-rien) *Soit E un ensemble et $X \subseteq E$ un objet de E. Soit $C = (A, B)$ un élément composite sur E ($A, B \subseteq E$). L'ouverture en tout-ou-rien de X par C est alors définie par :*

$$\tilde{\gamma}_C(X) = (X \otimes (A, B)) \oplus A = ((X \ominus A) \cap (X^c \ominus B)) \oplus A.$$

Remarque 4.6 *L'ouverture en tout-ou-rien est une opération idempotente ($\tilde{\gamma}_C^2 = \tilde{\gamma}_C$) [150].*

Un exemple d'ouverture en tout-ou-rien est illustré en figure 4.6. Cet exemple reprend le même objet et les mêmes éléments structurants que ceux de la figure 4.5.

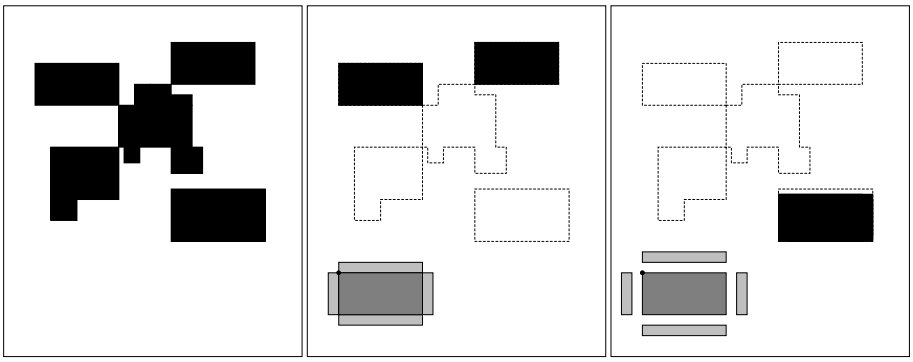

FIG. 4.6 – Exemple d'ouverture en tout-ou-rien binaire sur une image 2D. À gauche : image initiale (objet en noir). Au milieu : transformée utilisant comme élément structurant A un rectangle (gris foncé), et comme élément B quatre rectangles adjacents aux côtés de A (gris clair). L'origine des deux éléments est indiquée par le point en haut à gauche de A. À droite : transformée obtenue en utilisant des éléments structurants de même forme, mais non adjacents. Les images résultats correspondent à la dilatation par A des transformées en tout-ou-rien obtenues en figure 4.5.

4.2.2 Transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris

Généralisation des opérateurs binaires

La transformée en tout-ou-rien, telle qu'elle est précédemment définie, n'est destinée qu'à traiter des images binaires. De la même manière que cela a été fait en section 4.1.3 pour l'érosion et la dilatation, il peut être utile de généraliser cet opérateur au cas des images à niveaux de gris. Il est toutefois nécessaire de définir préalablement quelques concepts.

Définition 4.17 (Croissance) *Soit T^E l'ensemble des fonctions $E \to T$ muni de sa relation d'ordre $\leq$ induite par la relation d'ordre sur T. Soit $\mathcal{P}(E)$ l'ensemble des parties de E muni de sa relation d'ordre $\leq$ induite par l'inclusion. Soit $\Psi : T^E \to T^E$ (resp. $\Psi : \mathcal{P}(E) \to \mathcal{P}(E)$) un opérateur. On dit que Ψ est croissant si pour tout $f, g \in T^E$ (resp. $f, g \in \mathcal{P}(E)$) :*

$$(f \leq g) \Rightarrow (\Psi(f) \leq \Psi(g)).$$

Définition 4.18 (Section d'une fonction à niveaux de gris) *Soit $t \in T$ un niveau de gris et $f \in T^E$ une image à niveaux de gris définie sur E. La section de f au niveau t est alors définie par :*

$$X_t(f) = \{p \in E \mid f(p) \geq t\}.$$

Remarque 4.7 *Toute image à niveaux de gris $f : E \to T$ est entièrement caractérisée par la donnée de la famille $\{X_t(f)\}_{t \in T}$:*

$$\forall p \in E, f(p) = \sup\{t \in T \mid p \in X_t(f)\}.$$

Définition 4.19 (Dérivation d'opérateurs plats) *Soit E un ensemble et $\psi : \mathcal{P}(E) \to \mathcal{P}(E)$ une fonction croissante. On peut alors définir à partir de ψ une opération $\Psi : T^E \to T^E$ sur les images à niveaux de gris, définie par :*

$$\forall p \in E, \forall f \in T^E, \Psi(f)(p) = \sup\{t \in T \mid p \in \psi(X_t(f))\}.$$

On appelle Ψ l'opérateur plat dérivé de ψ.

Concrètement, l'application d'un tel opérateur Ψ sur une image $f : E \to T$ est équivalente à l'application de ψ sur chacune des sections $X_t(f)$. Les sections $\psi(X_t(f))$ obtenues définissent alors $\Psi(f)$. Intuitivement, cette généralisation s'explique par le fait qu'une image à niveaux de gris $f : E \to T$ peut se décomposer en une famille $\{X_t(f)\}_{t\in T}$ de sections « gigognes », $X_{t'}(f)$ étant incluse dans $X_t(f)$ pour tout $t < t' \in T$. La croissance d'un opérateur ψ garantit donc que son application sur l'ensemble de ces sections fournit un nouvel ensemble de sections $\{\psi(X_t(f))\}_{t\in T}$ qui vérifient la même propriété d'inclusion ($\psi(X_{t'}(f)) \subseteq \psi(X_t(f))$). Dans le cas discret ($T = \overline{\mathbb{Z}}$), l'empilement de ces coupes forme alors de manière cohérente une image à niveaux de gris $\Psi(f)$ telle que $X_t(\Psi(f)) = \psi(X_t(f))$[1]. À l'inverse, l'application d'une fonction non croissante sur les sections d'une image à niveaux de gris est susceptible de fournir une famille de sections images qui ne permettent pas de reconstruire de manière correcte une image résultat, la propriété d'inclusion des coupes successives n'étant plus forcément respectée.

Remarque 4.8 *L'érosion et la dilatation binaires sont des opérateurs croissants. Les opérateurs qui en sont dérivés sont respectivement l'érosion et la dilatation plates (voir section 4.1.3).*

Remarque 4.9 *La transformée en tout-ou-rien, telle qu'elle est décrite dans la définition 4.15 n'est une opération ni croissante, ni décroissante.*

Pour se convaincre de cette remarque, il suffit de considérer un élément composite $C = (A, B)$ avec $A \cap B = \emptyset$ et A, B bornés. Pour $X = B^c$, on a $X \oplus (A, B) = \{o\}$, alors que pour tout $X > B^c$, on a $X \oplus (A, B) = \emptyset$ (non croissance). De manière similaire, pour $X = A$, on a $X \oplus (A, B) = \{o\}$, alors que pour tout $X < A$, on a $X \oplus (A, B) = \emptyset$ (non décroissance). Cette non croissance interdit une extension immédiate de la transformée en tout-ou-rien au cas des images à niveaux de gris. Des solutions d'extensions [150, 164, 165] ont néanmoins été proposées et sont décrites dans ce qui suit.

Transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris : définition de Ronse

Une définition alternative de la transformée en tout-ou-rien binaire a été proposée dans [150].

Définition 4.20 (Opérateur d'intervalle) *Soit E un ensemble et $X \subseteq E$ un objet de E. Soit $C = (A, B)$ un élément composite sur E ($A, B \subseteq E$). On définit l'intervalle $[A, B] = \{Z \in \mathcal{P}(E) \mid A \subseteq Z \subseteq B\}$. La transformée de X par l'opérateur d'intervalle $[A, B]$ est alors définie par :*

$$X \circledcirc (A, B) = \{x \in E \mid A_x \subseteq X \subseteq B_x\} = \{x \in E \mid X_{-x} \in [A, B]\}.$$

Remarque 4.10 *En se référant à la définition 4.15, on constate que :*

$$X \circledcirc (A, B) = X \otimes (A, B^c).$$

Dans cette nouvelle définition, l'élément structurant B n'est plus vu comme un élément devant correspondre à une configuration du fond, mais comme un élément devant inclure le motif d'objet recherché. Il en résulte notamment que la contrainte de disjonction de la définition 4.15 ($A \cap B = \emptyset$) devient ici une contrainte d'inclusion ($A \subseteq B$).

L'extension de cette définition aux images à niveaux de gris peut alors se définir comme suit.

Définition 4.21 (Transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris) *Soit $f : E \to T$ une image à niveaux de gris. Soit $a, b : E \to T$ des fonctions structurantes (avec $a \leq b$). La transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris de f par (a, b) est alors définie par :*

$$f \circledcirc (a, b) = \bigvee \{i_{(p,t)} \mid a_{(p,t)} \leq f \leq b_{(p,t)}\},$$

où $i : E \to T$ est la fonction impulsion définie par :

$$i(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x = o \text{ (origine du repère considéré)} \\ -\infty & \text{si } x \neq o \end{cases},$$

et où $_{(p,t)}$ est la translation par (p, t) :

$$\forall g : E \to T, g_{(p,t)}(x) = g(x - p) + t.$$

[1] Dans le cas continu ($T = \overline{\mathbb{R}}$ ou $[a, b]$), cet empilement est également cohérent mais l'égalité $X_t(\Psi(f)) = \psi(X_t(f))$ n'est pas toujours vérifiée.

La contrainte $A \subseteq B$, nécessaire pour disposer d'un opérateur non nul dans la définition binaire se généralise alors ici en $a \leq b$.

Dans [150], il a été démontré que :

$$[f \oslash (a,b)](p) = \begin{cases} (f \ominus a)(p) & \text{si } (f \ominus a)(p) \geq (f \oplus b^*)(p) \\ -\infty & \text{sinon} \end{cases},$$

où b^* est la fonction duale de b ($b^*(p) = -b(-p)$).

Dans la pratique, a et b peuvent être construites en se donnant deux éléments structurants ensemblistes A et B (avec $A \subseteq B$) et deux niveaux de gris α et β (avec $\alpha \geq \beta$). Un exemple de tels éléments structurants est illustré en figure 4.7.

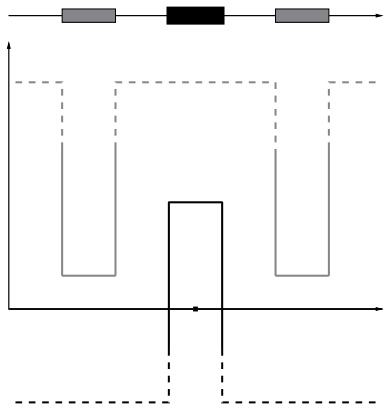

FIG. 4.7 – Exemple d'éléments structurants a et b centrés sur l'origine du repère. Les éléments a et b sont les fonctions respectivement représentées en noir et en gris. Leurs supports A et B sont représentés sur l'axe horizontal en haut de la figure. Les parties pointillées des fonctions représentent les valeurs infinies.

Les fonctions a et b sont alors définies par :

$$a(p) = \begin{cases} \alpha & \text{si } p \in A \\ -\infty & \text{si } p \notin A \end{cases},$$

et :

$$b(p) = \begin{cases} \beta & \text{si } p \in B \\ +\infty & \text{si } p \notin B \end{cases}.$$

On obtient ainsi :

$$f \ominus a = (f \ominus A) - \alpha,$$

$$f \oplus b^* = (f \oplus \check{B}) - \beta,$$

et finalement :

$$[f \oslash (a,b)](p) = \begin{cases} (f \ominus A)(p) - \alpha & \text{si } (f \ominus A)(p) \geq (f \oplus \check{B})(p) + \alpha - \beta \\ -\infty & \text{sinon} \end{cases}.$$

L'utilisation de cette définition équivaut à comparer en chaque point l'intensité minimale α_{min} des points de f contenus dans A avec l'intensité maximale β_{max} de ceux contenus dans B. Dans le cas où $\alpha_{min} \geq \beta_{max} + \alpha - \beta$, le point étudié est considéré comme faisant partie de la transformée. Un exemple de transformée en tout-ou-rien sur une image 1D est illustré en figure 4.8.

Transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris : définition de Soille

Deux autres définitions de la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris ont été proposées dans [164, 165] : les transformées en tout-ou-rien contrainte et non contrainte.

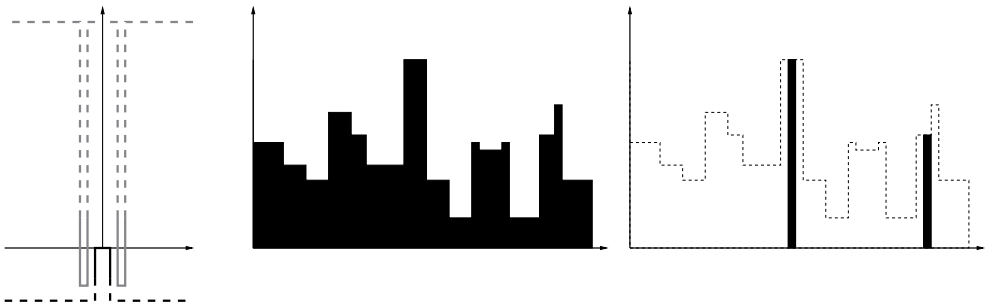

FIG. 4.8 – Exemple de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris sur une image 1D d'après la définition 4.21. À gauche : les éléments structurants a et b sont les fonctions respectivement représentées en noir et en gris. Au milieu : image initiale à niveaux de gris. À droite : image transformée (l'image initiale apparaît en pointillés).

Définition 4.22 (Transformée en tout-ou-rien non contrainte) *Soit $f : E \to T$ (T discret) une image à niveaux de gris. Soit $C = (A, B)$ un élément composite ($A, B \subseteq E$). La transformée en tout-ou-rien non contrainte de f par C est alors définie par :*

$$(UHMT_C(f))(x) = \text{card}\,\{t \mid A_x \subseteq X_t(f), B_x \subseteq X_t(f)^c\}.$$

On remarque que cette définition équivaut à conserver la différence arithmétique entre l'érosion de l'image par l'élément structurant A et la dilatation de cette même image par l'élément structurant $\check{B}$, aux points où cette différence est positive. La définition précédente peut ainsi se réécrire sous la forme :

$$(UHMT_C(f))(x) = \begin{cases} (f \ominus A)(x) - (f \oplus \check{B})(x) & \text{si } (f \ominus A)(x) > (f \oplus \check{B})(x) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}.$$

Un exemple de transformée en tout-ou-rien non contrainte sur une image 1D est illustré en figure 4.9.

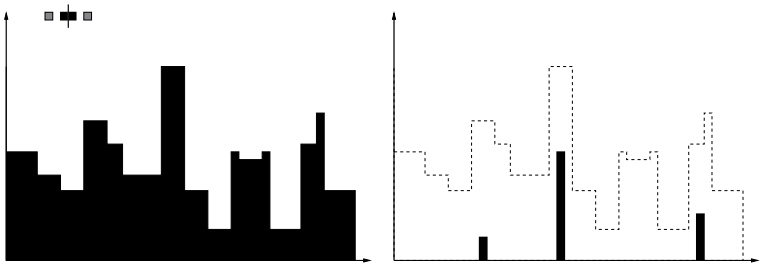

FIG. 4.9 – Exemple de transformée en tout-ou-rien non contrainte sur une image 1D d'après la définition de Soille. À gauche : image initiale à niveaux de gris. Les éléments structurants ensemblistes A et B centrés sur l'origine sont représentés en noir et en gris en haut de l'image. À droite : image transformée (l'image initiale apparaît en pointillés).

Définition 4.23 (Transformée en tout-ou-rien contrainte) *Soit $f : E \to T$ une image à niveaux de gris. Soit $C = (A, B)$ un élément composite ($A, B \subseteq E$). La transformée en tout-ou-rien contrainte de f par C est alors définie par :*

$$(CHMT_C(f))(x) = \begin{cases} f(x) - (f \oplus \check{B})(x) & \textit{si } f(x) = (f \ominus A)(x) \textit{ et } (f \oplus \check{B})(x) < f(x) \\ (f \ominus A)(x) - f(x) & \textit{si } f(x) = (f \oplus \check{B})(x) \textit{ et } (f \ominus A)(x) > f(x) \\ 0 & \textit{sinon} \end{cases}.$$

Cette seconde définition permet de ne détecter que les points de la transformée qui appartiennent également au graphe de la fonction.

Analyse

On peut constater qu'il existe plusieurs moyens de généraliser le concept de transformée en tout-ou-rien au cas des images à niveaux de gris. Les définitions proposées par Ronse et Soille présentent chacune des propriétés

et un comportement différents. Ainsi, la définition de Ronse, bien qu'elle soit ici employée avec des éléments structurants plats, peut mettre en jeu des éléments à niveaux de gris, alors que celle de Soille, bien que pouvant être étendue, n'est pas définie pour de tels éléments structurants. Par ailleurs, on peut aussi remarquer que les images résultats générées par ces deux transformées contiennent des informations de nature différente. La première (définition 4.21) fournit une image dont les valeurs sont celles de l'érosion de f par A pour les points appartenant à la transformée. En conséquence, si la différence de valeur entre α et β modifie la forme de l'image résultat, une variation de valeur, à différence égale pour (α,β) modifiera seulement l'intensité de cette image résultat. La seconde transformée (définition 4.22) utilisant des éléments structurants plats, seule la forme de ces éléments influe sur le résultat, dont l'intensité est dépendante de la différence entre l'image dilatée et l'image érodée.

On remarque néanmoins que dans le cas d'éléments structurants réellement plats (pas de différence d'intensité entre a et b, avec par exemple $\alpha = \beta = 0$ dans la définition de Ronse), les transformées obtenues sont identiques, à la seule différence des valeurs des points détectés (en faisant abstraction de la valeur nulle ou infinie donnée par convention aux points qui ne font pas partie de l'image résultat). Un exemple d'un tel cas de figure est illustré en figure 4.10.

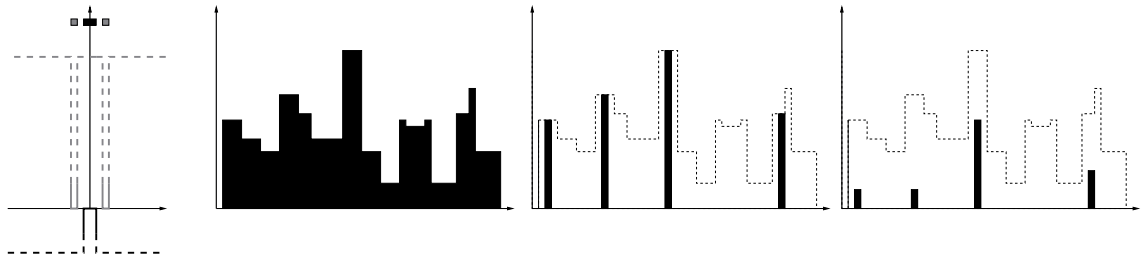

FIG. 4.10 – Exemple de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris sur une image 1D suivant les définitions 4.21 et 4.22. On se place ici dans le cas d'éléments structurants qui permettent une comparaison entre les deux méthodes, c'est-à-dire des éléments structurants plats. Ces éléments, considérés comme ensemblistes dans la définition de Soille, sont modélisés par les rectangles noir et gris centrés sur l'origine en haut du graphe de gauche. Dans la définition de Ronse, ces éléments deviennent des fonctions respectivement nulles pour les valeurs contenues dans les ensembles précédents et infinies ailleurs. Le graphe suivant est l'image initiale. Les transformées en tout-ou-rien à niveaux de gris suivant les définitions 4.21 et 4.22 sont respectivement représentées dans les deux graphes de droite (image originale en pointillés). On constate que les points détectés sont les mêmes dans ce cas de figure. Seules les valeurs de l'image en ces points varient suivant les définitions.

Finalement, ces différentes définitions fournissent une famille d'outils de recherche de motifs dans les images à niveaux de gris, qui constitue une base de travail suffisamment riche pour pouvoir développer des algorithmes de traitement d'images performants. Quelques-uns de ces algorithmes, déjà existants [122] ou bien présentés dans ces travaux, sont notamment décrits dans le chapitre 12.

4.3 Ligne de partage des eaux

4.3.1 Concept

En cartographie, l'utilisation de relevés altimétriques permet de concevoir des cartes représentant le relief des régions étudiées. De telles cartes peuvent être vues comme des fonctions (*i.e.* des images à niveaux de gris) qui, en chaque point d'un espace 2D (le sol), font correspondre une valeur d'altitude. Inversement, toute image à niveaux de gris 2D (ou de dimension quelconque, avec un peu d'imagination) peut être vue comme la représentation d'un relief topographique, chaque niveau de gris représentant une altitude donnée. Les maxima (resp. les minima) de l'image correspondent aux pics et crêtes (resp. aux vallées et bassins) du relief. La ligne de partage des eaux correspond alors aux frontières virtuelles qui séparent un relief en régions distinctes d'écoulement des eaux. Ce découpage forme ainsi une partition du relief (ou de l'ensemble de définition de l'image à niveaux de gris correspondante). Le concept de ligne de partage des eaux constituant, par définition, un mode de segmentation, a été adapté à des fins de traitement d'images.

4.3.2 Méthode

La détermination de la ligne de partage des eaux consiste généralement à trouver dans quel bassin une goutte d'eau lâchée en un point précis va se déverser. Sa détermination en traitement d'images, dont on pourra trouver

des descriptions plus complètes ou des exemples d'utilisation dans [7, 117, 165, 190], est inverse. En effet, étant donnée une image à niveaux de gris, la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux consiste à inonder progressivement l'image à partir de ses minima locaux. Lorsque deux régions inondées issues de deux sources différentes sont sur le point de se rencontrer, une digue est construite entre celles-ci. Une fois l'image entièrement inondée, ne subsistent que les digues qui correspondent à la ligne de partage des eaux. Le complémentaire de ces digues forme alors une partition de l'ensemble de définition de l'image, composée par les bassins versants[2]. Un exemple de segmentation par ligne de partage des eaux d'une image 1D est illustré dans la figure 4.11.

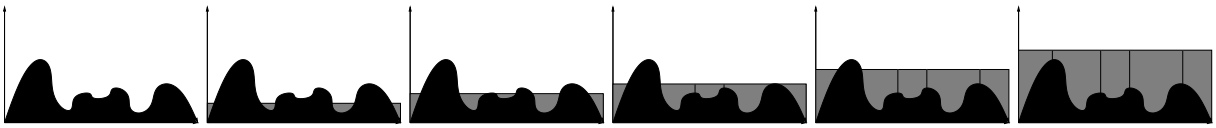

FIG. 4.11 – Exemple de segmentation par ligne de partage des eaux sur une image 1D. L'image à niveaux de gris est représentée en noir, l'inondation progressive en gris. Au niveau des crêtes se forment les digues qui séparent finalement chaque élément de la partition finale. On remarque que dans le cas 1D, le calcul de la ligne de partage des eaux est équivalent à la recherche des maxima locaux, ce qui n'est plus vrai aux dimensions supérieures.

Passage du cas continu au cas discret Dans le cas d'images à niveaux de gris présentant un ensemble de définition continu $E \subseteq \mathbb{R}^n$, la ligne de partage des eaux se définit naturellement comme une partie de $\mathbb{R}^n$ qui constitue les bords des bassins versants. Ces bords, s'ils forment une partie de $\mathbb{R}^n$, sont toutefois composés d'éléments d'une dimension inférieure $(n-1)$. Le volume qu'ils représentent dans l'image segmentée étant nul, leur prise en compte ou non dans la partition finale ne présente pas de problème particulier.

En pratique, les images segmentées sont toutefois définies sur un ensemble discret $E \subseteq \mathbb{Z}^n$. Cette discrétisation de l'espace implique que la ligne de partage des eaux, étant une partie de $\mathbb{Z}^n$ formant le bord des bassins versants, présente un volume non nul dans l'image. Deux stratégies sont alors possibles. La première consiste à conserver la ligne de partage des eaux dans l'image segmentée, ce qui implique que les zones segmentées (*i.e.* les bassins versants) ne sont plus nécessairement connexes. La seconde consiste à ne définir la ligne de partage des eaux que de manière implicite comme la frontière entre les différents bassins versants. Cette seconde option, si elle préserve la connexité des zones segmentées, présente toutefois l'inconvénient de rendre la segmentation « non déterministe », dans la mesure où les régions normalement couvertes par la ligne de partage des eaux peuvent indifféremment être attribuées à tout bassin versant qui lui est adjacent. Chacune de ces approches présente des avantages et inconvénients spécifiques qu'il est nécessaire d'évaluer en regard des objectifs de la segmentation. Un exemple de ces deux approches est illustré dans la figure 4.12.

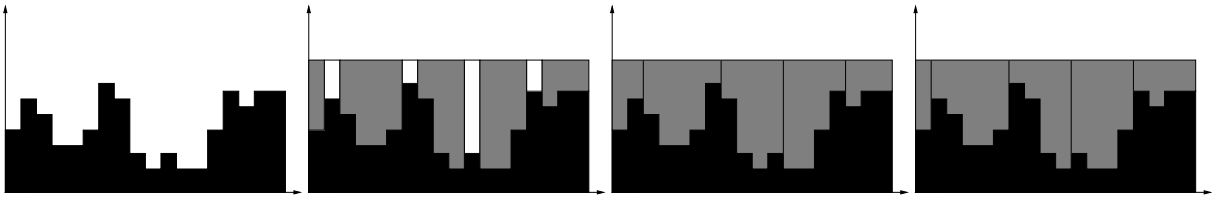

FIG. 4.12 – Exemple de segmentation par ligne de partage des eaux sur une image 1D discrète. De gauche à droite : image initiale, segmentation définissant la ligne de partage des eaux de manière explicite (en blanc) par rapport aux bassins versants (en gris), deux exemples de segmentation définissant la ligne de partage des eaux de manière implicite. Ces deux dernières segmentations présentent des bassins versants différents.

Un second effet inhérent à la nature discrète des images est la possible apparition, lors de la segmentation, de « goulots d'étranglement » (*i.e.* zones d'un voxel d'épaisseur) débouchant sur une région non encore segmentée. Si un goulot est équidistant de deux marqueurs ou de plusieurs zones déjà segmentées, la détermination de son appartenance à l'une ou l'autre de ces zones peut venir conditionner l'étiquetage de toute la zones non segmentée sur laquelle il débouche. Plusieurs stratégies sont alors possibles, allant de la création d'une ligne de partage des

[2]Le terme de partition est ici employé de manière abusive dans la mesure où la ligne de partage des eaux constitue un ensemble non vide inclus dans l'ensemble de définition de l'image qu'il soit continu ou, à plus forte raison, discret.

eaux « large » à un étiquetage identique à celui du goulot, voire à une absence d'étiquetage de toute la zone qui lui est connexe.

4.3.3 Prétraitement

La méthode qui vient d'être décrite fournit un outil de segmentation efficace (elle présente une complexité linéaire par rapport à la taille de l'ensemble de définition de l'image) et a priori robuste. Dans la plupart des cas, elle n'est cependant pas directement utilisable.

Propriétés de l'image

La technique de segmentation par ligne de partage des eaux sous-entend que dans l'image à traiter, les structures à segmenter correspondent aux zones les moins claires (les bassins) délimitées par les zones les plus claires (les crêtes). Dans la pratique, il est toutefois peu fréquent que les images étudiées présentent de telles propriétés d'intensité. En règle générale, les zones d'intérêt présentent souvent des intensités homogènes. Dans de tels cas, le gradient de l'image initiale fournit une nouvelle image à niveaux de gris aux propriétés adéquates pour une segmentation par ligne de partage des eaux. En effet, les zones homogènes présentent une faible intensité de gradient, alors que les zones inhomogènes, dont la variation d'intensité est caractéristique d'une frontière entre deux zones homogènes, se caractérisent par des structures de forte intensité de gradient. Les zones homogènes et leurs frontières génèrent alors respectivement des bassins et des crêtes. Un tel exemple est illustré en figure 4.13. Il est à remarquer que si les zones recherchées sont les régions qui se caractérisent uniquement par leur forte intensité, sans hypothèse d'homogénéité, la segmentation par ligne de partage des eaux ne constitue probablement pas l'outil le mieux adapté. Dans le chapitre 13, on pourra constater que dans de tels cas, l'utilisation de techniques de ligne de partage des eaux associées à d'autres outils peut toutefois permettre une segmentation correcte. Enfin, il convient de signaler que l'usage d'un gradient, s'il est relativement fréquent en prétraitement avant une segmentation par ligne de partage des eaux, n'est assurément pas la seule approche envisageable. Toute autre opération de prétraitement susceptible de fournir des données simulant un « relief topographique » cohérent par rapport aux structures à segmenter peut ainsi être considérée. On peut notamment citer comme exemple l'usage d'une transformée de distance négative pour la segmentation d'images binaires visualisant des objets distincts mais contigus [165].

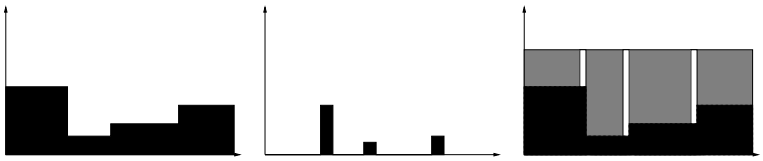

FIG. 4.13 – Exemple de segmentation par ligne de partage des eaux sur une image filtrée. À gauche : image initiale. Au milieu : gradient de l'image. À droite : segmentation par la ligne de partage des eaux de l'image gradient (images en noir, ligne de partage des eaux en blanc, zones segmentées en gris). L'image initiale ne présente pas ici les propriétés adéquates pour être directement segmentée. En effet, les zones à segmenter correspondent aux régions d'intensité homogène. L'application d'un gradient permet de générer une image utilisable, les zones homogènes étant alors représentées par des régions de faible intensité (bassins), tandis que leurs frontières présentent une forte intensité due à la variation brutale du signal (crêtes). La segmentation par ligne de partage des eaux permet, grâce à ce prétraitement, d'obtenir un résultat satisfaisant.

Recherche de marqueurs

Par définition, une segmentation par ligne de partage des eaux génère autant de bassins versants qu'il y a de minima locaux dans l'image. Toutefois, chacun de ces minima ne caractérise pas nécessairement une information pertinente. De plus, les images traitées sont souvent susceptibles d'être bruitées, notamment les images « réelles » (vidéos, images médicales ou astronomiques, ...) dont la qualité est dépendante de la fiabilité des appareils d'acquisition. La présence de minima non pertinents et/ou en surnombre aboutit généralement à des phénomènes de sur-segmentation ou de segmentation erronée qui nuisent à la qualité du résultat. Les conséquences de minima multiples sont illustrées dans la figure 4.14.

Afin d'obtenir une segmentation pertinente des structures présentes dans l'image, il est indispensable dans la plupart des cas, de discriminer les minima qui doivent être pris en compte lors de la segmentation. Cette stratégie revient donc à utiliser des marqueurs indiquant quelles doivent être les sources des bassins versants. Il n'existe pas

FIG. 4.14 – Exemple de sur-segmentation lors d'un traitement par ligne de partage des eaux. À gauche : image idéale. Au milieu : image bruitée correspondante. À droite : segmentation de l'image bruitée par ligne de partage des eaux (images en noir, ligne de partage des eaux en blanc, zones segmentées en gris). L'image segmentée contient de multiples zones induites par les minima locaux générés par le bruit. Idéalement, seules trois zones, correspondant aux minima réels de l'image initiale auraient dû être détectées.

de méthode systématique pour générer un tel ensemble de marqueurs. Leur détermination est fortement dépendante de la structure de l'image considérée et de sa sémantique. Elle peut ainsi être issue d'un traitement manuel, de l'utilisation de critères heuristiques (conservation des minima les moins intenses, les plus larges ou les plus contrastés), d'un filtrage de bassins (opérateurs H_{min}, ...) ou bien d'une phase préalable de segmentation [165]. Un exemple de segmentation utilisant un ensemble de marqueurs est illustré en figure 4.15.

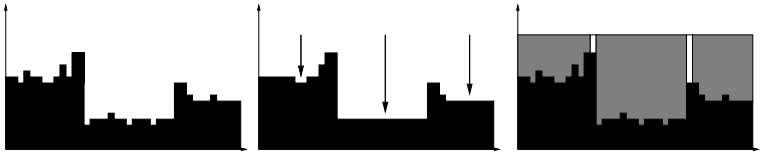

FIG. 4.15 – Exemple de segmentation par ligne de partage des eaux utilisant un ensemble de marqueurs. À gauche : image bruitée correspondant à l'image idéale de la figure 4.14. Au milieu : filtrage médian de l'image bruitée et prise en compte de minima locaux comme marqueurs (positions des marqueurs indiquées par les flèches verticales). À droite : segmentation de l'image bruitée par ligne de partage des eaux en utilisant les marqueurs (images en noir, ligne de partage des eaux en blanc, zones segmentées en gris). Le choix de marqueurs correspondant aux minima locaux de l'image filtrée permet ici d'éliminer les minima non pertinents générés par le bruit et ainsi d'obtenir une segmentation correcte.

4.3.4 Analyse

La notion de ligne de partage des eaux fournit un outil simple et intuitif pour la segmentation d'images à niveaux de gris de dimension quelconque. Toutefois, la fiabilité des résultats obtenus est fortement dépendante de la qualité des données fournies en entrée (*i.e.* l'image modifiée par prétraitement pour correspondre à des critères « topographiques » adéquats) et de l'ensemble des marqueurs utilisés pour initialiser la génération des bassins versants. La détermination de ces différents éléments représente généralement la plus importante partie du travail de mise au point d'un algorithme de segmentation par ligne de partage des eaux. La difficulté consiste notamment à déterminer des stratégies suffisamment contraignantes pour éliminer ou atténuer les erreurs de segmentation dues aux défauts de l'image, mais suffisamment souples pour permettre d'obtenir des résultats qui correspondent réellement à l'information qu'elle contient. Une solution à ce problème peut notamment consister à faire collaborer une méthode par ligne de partage des eaux avec d'autres outils de segmentation, voire plusieurs segmentations par ligne de partage des eaux entre elles, comme il sera montré dans le chapitre 13.

4.4 Transformations homotopiques et applications

La notion de transformation homotopique est présentée ici, en s'intéressant plus particulièrement à une famille de transformations précises qui sont à la base de plusieurs outils de segmentation parmi lesquelles on peut notamment citer les méthodes de croissance de région et de réduction.

4.4.1 Notions de base de topologie discrète

Les objets qui constituent notre environnement peuvent être vus, à l'échelle humaine, comme continus. Une modélisation immédiate et intuitive consiste donc à les considérer comme des parties de $\mathbb{R}^3$. De manière plus

générale, l'univers dans lequel nous évoluons (espace et temps) peut être conceptualisé comme un sous-ensemble de $\mathbb{R}^4$.

La représentation de ces objets du monde réel, obtenue grâce aux divers outils d'acquisition et de visualisation d'images, n'est en revanche pas continue mais discrète. Cette particularité rend nécessaire l'utilisation de modèles adaptés pour représenter de la manière la plus fiable possible dans $\mathbb{Z}^n$ (ou tout autre ensemble discret adéquat), des objets de $\mathbb{R}^n$. Ce passage du monde continu au monde discret pose notamment un certain nombre de problèmes incluant, en particulier, la discrétisation de l'espace continu ainsi que la représentation de propriétés topologiques des objets dans l'espace discret obtenu. À titre d'exemple, deux modèles classiques de représentation discrète de $\mathbb{R}^2$ sont illustrés dans la figure 4.16.

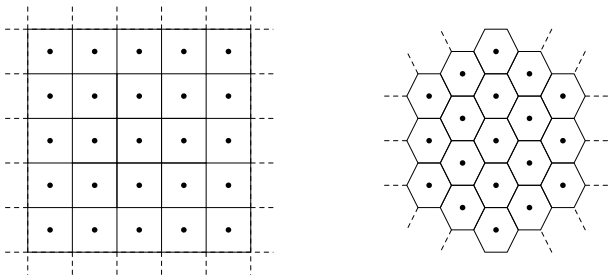

FIG. 4.16 – Exemple de modèles discrets du plan réel ($\mathbb{R}^2$). À gauche : maillage carré/pavage carré. À droite : maillage triangulaire/pavage hexagonal.

Dans ce qui suit, on s'intéresse uniquement au cas particulier de la représentation discrète de $\mathbb{R}^3$ par $\mathbb{Z}^3$, c'est-à-dire par un maillage cubique, générant un pavage également cubique. Cet intérêt exclusif pour une telle représentation se justifie par son usage en imagerie médicale, les images acquises en résonance magnétique nucléaire étant structurées comme des grilles cubiques[3]. Il convient toutefois de constater qu'il existe d'autres modèles de maillage/pavage de $\mathbb{R}^3$ utilisés de manière courante (par exemple les modèles « cubiques centrés » ou « cubiques faces centrées » utilisés en cristallographie, ou des modèles de maillage tétraédrique utilisés en synthèse d'images). Les définitions fournies dans la suite de cette section (et dont une description plus complète pourra être trouvée dans [93]), le sont donc dans le cadre de ce modèle précis.

4.4.2 Topologie discrète sur $\mathbb{Z}^3$

Dans le reste de ce chapitre, une image E est considérée comme une partie de $\mathbb{Z}^3$, partitionnée en deux ensembles X et $\overline{X}$ modélisant respectivement les objets contenus dans E et dans le fond de l'image. Un point $x \in E$ pourra être considéré sous sa forme ponctuelle (point du maillage) ou volumique (cellule cubique centrée en ce point). On parlera alors indifféremment de point ou de voxel.

Le premier problème à résoudre consiste à déterminer, pour un point donné de l'image, quels sont ses voisins. Pour ce faire, on définit les notions de voisinage et d'adjacence.

Définition 4.24 (Voisinage) *Soit $x = (x_1, x_2, x_3)$ un point de E. On définit alors les voisinages de x suivants :*
- *6-voisinage : $N_6(x) = \{y \in \mathbb{Z}^3 \mid \sum_{i=1}^{3} |x_i - y_i| \leq 1\}$;*
- *26-voisinage : $N_{26}(x) = \{y \in \mathbb{Z}^3 \mid \max_{i\in\{1,2,3\}}\{|x_i - y_i|\} \leq 1\}$;*
- *18-voisinage : $N_{18}(x) = \{y \in \mathbb{Z}^3 \mid \sum_{i=1}^{3} |x_i - y_i| \leq 2\} \cap N_{26}(x)$.*

Définition 4.25 (Adjacence) *Soit $x = (x_1, x_2, x_3)$ un point de E. Soit $n \in \{6, 18, 26\}$. On pose $N_n^*(x) = N_n(x) \setminus \{x\}$. Un point $y \in E$ est dit n-adjacent à x (ou x et y sont dits n-adjacents) si $y \in N_n^*(x)$. Les points 6-adjacents (resp. 18-adjacents, resp. 26-adjacents) à x, illustrés dans la figure 4.17, sont alors les points dont la cellule présente une face (resp. une face ou une arête, resp. une face, une arête ou un sommet) commun(e) avec celle de x.*

Remarque 4.11 *Afin d'obtenir une représentation cohérente des liens de contiguïté entre les différentes structures de E, il convient de choisir un couple d'adjacences $(n, \overline{n})$ de manière pertinente (n représentant le choix*

[3] En toute rigueur, les appareils d'acquisition d'images médicales fournissent généralement des données anisotropes, dont le pavage est souvent constitué de parallélépipèdes à base carrée.

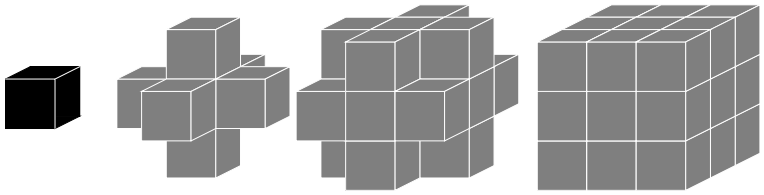

FIG. 4.17 – De gauche à droite : voxels 6-, 18- et 26-adjacents à un voxel donné (voxel initial en noir, voxels adjacents en gris).

d'adjacence considéré pour les objets de l'image et $\overline{n}$ celui des structures du fond). Dans le cas de $\mathbb{Z}^3$, les couples d'adjacences utilisables pour $(n, \overline{n})$ sont $(26, 6)$ et $(6, 26)$. On parle alors de $(n, \overline{n})$-adjacence pour une image. Dans l'intégralité des travaux présentés dans ce manuscrit, la $(26, 6)$-adjacence a été considérée.

La notion d'adjacence entre les points de l'image permet alors de définir une série de notions aboutissant au concept de composantes connexes qui constituent les objets de base d'une image discrète.

Définition 4.26 (Chemin) *Soit $k \in \mathbb{N}$. Un n-chemin est une suite $(x_i)_{i=0}^{k}$ de points de E tels que x_i est n-adjacent à x_{i-1} pour tout $i \in [1, k]$. Si $x_0 = x_k$, le n-chemin est dit fermé.*

Définition 4.27 (Composantes connexes) *Soit $X \subseteq E$ un objet de E. Un ensemble $Y \subseteq X$ est dit n-connexe si pour tout $x, y \in Y$ il existe un n-chemin reliant x à y et totalement inclus dans Y. Une composante n-connexe de X est une partie n-connexe de X maximale pour l'inclusion.*

Remarque 4.12 *La relation de n-connexité sur un ensemble $X \subseteq E$ est une relation d'équivalence. Les classes d'équivalence relatives à cette relation forment l'ensemble des composantes connexes de X. Les composantes connexes de X forment donc une partition de X (pour $X \neq \emptyset$).*

4.4.3 Propriétés topologiques sur $\mathbb{Z}^3$

Une image E se compose donc de deux parties X et $\overline{X}$, pouvant présenter plusieurs composantes connexes. Chacune de ces composantes connexes est elle-même susceptible de posséder des propriétés structurelles particulières induites par la présence de cavités et de tunnels.

Définition 4.28 (Cavité) *Soit $X \subseteq E$ (X borné) un objet de E. L'ensemble $E \setminus X$ se décompose en différentes composantes $\overline{n}$-connexes. La composante non bornée (dans le cas où E est non borné) ou contenant le « bord » de E (si E est borné) est appelé le $\overline{n}$-fond. Les autres composantes composantes $\overline{n}$-connexes sont appelées des $\overline{n}$-cavités.*

La notion de cavité dans $\mathbb{Z}^3$ généralise la notion de trou dans $\mathbb{Z}^2$. La notion de tunnel, qui n'a pas d'équivalent dans $\mathbb{Z}^2$, est plus complexe à définir.

Définition 4.29 (Déformation élémentaire, déformation) *Soit γ et γ' deux n-chemins fermés sur E. On dit que γ' est une déformation n-élémentaire [5] de γ si γ et γ' sont identiques à l'exception d'une petite portion P de E (P est un cube de deux voxels de côté si $n = 26$ et un carré de deux voxels de côté si $n = 6$. On dit que γ' est une n-déformation de γ s'il existe une suite $(\gamma_i)_{i=0}^{k}$ de n-chemins fermés tels que $\gamma_0 = \gamma$, $\gamma_k = \gamma'$ et γ_i est une n-déformation élémentaire de γ_{i-1} pour tout $i \in [1, k]$.*

Définition 4.30 (Tunnel) *Soit $X \subseteq E$ un objet de E. La présence d'un n-tunnel dans une composante n-connexe de X est caractérisée par l'existence d'un n-chemin fermé inclus dans X ne pouvant être déformé en un chemin composé d'un seul voxel. Globalement, la relation d'équivalence induite par la déformation des chemins fermés de X correspond de manière intuitive à la notion de tunnel. Cependant, s'il existe une corrélation entre ces classes d'équivalence et les tunnels d'un objet, la correspondance entre ces deux notions n'est pas immédiate. On constate ainsi qu'une composante connexe de X sans tunnel (resp. contenant un tunnel, resp. contenant deux tunnels) présente une (resp. deux, resp. quatre) classe(s) d'équivalence.*

Exemple 4.1 *Une sphère pleine ne présente ni tunnel, ni cavité, une sphère creuse présente une cavité mais pas de tunnel, un tore présente un tunnel mais pas de cavité (ces objets sont illustrés dans la figure 4.18).*

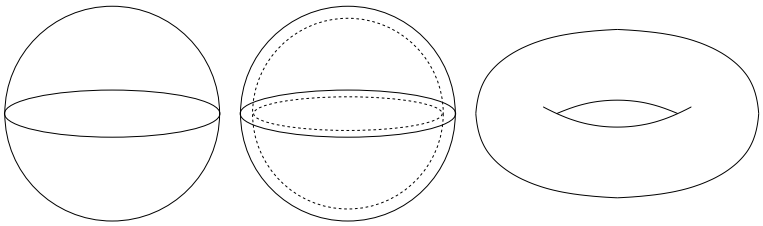

FIG. 4.18 – Notions de tunnel et de cavité. De gauche à droite : sphère pleine, sphère creuse (une cavité), tore (un tunnel).

4.4.4 Transformations homotopiques

La conservation des propriétés topologiques d'une image, lors de sa modification par une opération de traitement, peut s'avérer utile pour son analyse ultérieure. La préservation de topologie pour les objets discrets (ici dans $\mathbb{Z}^3$) a notamment donné lieu à la création du concept de point simple.

Définition 4.31 (Homotopie, transformation homotopique) *Soit $X, Y \subseteq E$ deux objets de E. Les ensembles X et Y sont homotopes s'il existe une transformation $f : E \times [0,1] \to E$ bicontinue permettant de passer de l'un à l'autre ($X = \{f(x,0) \mid x \in X\}$, $Y = \{f(x,1) \mid x \in X\}$) telle que chaque composante connexe (resp. cavité) de X contient le même nombre de tunnels et de cavités (resp. de composantes connexes de X) que sa transformée. Une telle transformation est dite homotopique.*

Dans la pratique, le fait de travailler sur $\mathbb{Z}^3$ rend nécessaire la définition d'une version de la notion de transformation homotopique adaptée à ce cas discret. Cette définition, ni unique ni universelle, a seulement pour vocation d'être consistante avec la définition générale et adaptée à la thématique abordée dans ces travaux.

Définition 4.32 (Transformation homotopique sur $\mathbb{Z}^3$) *Soit $X, Y \subseteq E$ deux objets de E. Toute fonction $f : E \to E$ telle que $\exists e \in E, (f(X) = X \setminus \{e\})$ ou $(X = f(X) \setminus \{e\})$ et telle que X et $f(X)$ possèdent le même nombre de composantes connexes, de tunnels (les tunnels de X et de $f(X)$ devant se correspondre deux à deux) et de cavités, est appelée transformation homotopique élémentaire sur E. Une transformation homotopique $f : E \to E$ peut alors être définie comme la composition d'une suite finie de transformations homotopiques élémentaires sur E. Une telle transformation revient donc à passer de X à sa transformée par l'ajout et/ou le retrait itératif de voxels ne modifiant jamais la topologie de l'objet courant.*

La définition (et la création effective) de transformations homotopiques dans $\mathbb{Z}^3$ implique donc d'être capable de caractériser un voxel dont l'ajout ou le retrait n'affecte pas la topologie de l'image traitée. La caractérisation de tels voxels, dits voxels simples (ou points simples) dans $\mathbb{Z}^3$ a donné lieu à de multiples caractérisations [5, 6, 63]. Une seule d'entre elles, proposée dans [6], est décrite ici.

Définition 4.33 (Caractérisation de points simples dans $\mathbb{Z}^3$) *Soit $X \subseteq E$ un objet de E et $x \in E$ un point (voxel) de E. Alors x est un point 26-simple si et seulement si :*

$$(\mathrm{card}(C_{26}^x[X_{26}^x]) = 1) \wedge (\mathrm{card}(C_6^x[\overline{X_{18}^x}]) = 1),$$

et x est un point 6-simple si et seulement si :

$$(\mathrm{card}(C_6^x[X_{18}^x]) = 1) \wedge (\mathrm{card}(C_{26}^x[\overline{X_{26}^x}]) = 1),$$

où $C_n[X]$ est l'ensemble des composantes n-connexes de X, $C_n^x[X]$ est l'ensemble des composantes n-connexes de X n-adjacentes à x, et où $X_n^x = N_n^*(x) \cap X$ et $\overline{X_n^x} = N_n^*(x) \cap \overline{X}$, pour $n = 6, 18, 26$.

Remarque 4.13 *La notion de simplicité étant étroitement liée à la préservation des différentes composantes de l'image (composantes connexes, cavités, tunnels), la définition d'un critère de simplicité dépend des paramètres d'adjacence considérés (26- et 6-adjacences dans la définition précédente).*

Remarque 4.14 *La caractérisation d'un point simple dans $\mathbb{Z}^3$, ne requérant que l'utilisation d'information dans le voisinage immédiat du point considéré, peut être calculée en temps constant $O(1)$.*

Il est à noter que le concept de point simple, qui autorise la création de transformations homotopiques basées sur une stratégie de retrait ou d'ajout de points de manière itérative, a donné lieu au développement d'un concept plus large, celui des points *P*-simples, qui permet d'ajouter ou de retirer simultanément de l'image un ensemble de points sans modifier sa topologie. Cette notion n'est pas abordée dans ces travaux. On peut néanmoins se référer à [4] pour une description complète.

4.4.5 Transformations utilisées en traitement d'images

L'utilisation d'un critère de simplicité trouve naturellement sa place dans le cadre de processus visant, à partir d'une image donnée, à ajouter ou retirer des voxels de manière itérative. Ce type de stratégie est fréquemment utilisé en traitement d'images (analyse, segmentation), au travers de trois familles constituées respectivement par les algorithmes de réduction, de croissance ou des algorithmes mixtes. Ne sont décrites ici que les deux premières catégories, qui font l'objet de travaux présentés dans ce manuscrit (ces méthodes sont présentées dans un cadre général, l'intégration de contraintes topologiques visant à les rendre homotopiques n'étant discuté qu'en fin de section). La troisième catégorie, dont on trouve un exemple d'application dans [15, 16] peut être considérée comme une interprétation discrète des outils de modèles déformables.

Méthodes de réduction

Les méthodes basées sur le concept de réduction consistent à supprimer progressivement des parties d'un objet contenu dans une image, pour ne conserver que les structures d'intérêt. Ces méthodes peuvent se décomposer en deux familles, les méthodes de squelettisation et celles d'amincissement.

Squelettisation Les outils de squelettisation, généralement dédiés au traitement d'images binaires, consistent à ne conserver de l'objet initial qu'une structure filiforme[4], présentant des propriétés identiques. La squelettisation peut avoir des finalités aussi variées que l'extraction de connaissance concernant l'objet traité ou la compression de l'information qu'il contient. Les propriétés que doit présenter le squelette concernent généralement sa position (préférentiellement centrée par rapport à l'objet initial), sa topologie (cohérence par rapport à la structure de graphe de l'objet) et sa représentativité (absence de branches non pertinentes). Il existe des dizaines de méthodes de squelettisation différentes, destinées à de telles applications et mettant en jeu une multitude d'outils de diverses natures (érosion, cartes de distances, algorithmes à base de files, ...).

L'utilisation d'algorithmes de squelettisation à des fins de segmentation est beaucoup moins fréquente. Il est vrai qu'un tel procédé ne peut être pertinent que s'il est appliqué sur une image contenant des objets de forme tubulaire. Les méthodes existantes ont pour objectif d'extraire le squelette de ces objets à partir du volume complet de l'image. Un tel exemple de segmentation par squelettisation est proposé dans [46, 48] et sera discuté dans le chapitre 13.

Amincissement Les algorithmes de segmentation par amincissement consistent à réduire progressivement une image en partant de son volume complet ou d'un volume englobant la structure étudiée sans nécessairement aboutir à une structure filiforme. Cette stratégie, dont un exemple est proposé dans [46, 47], est également discutée dans le chapitre 13. La réduction du volume complet d'une image jusqu'à obtention de l'objet recherché peut être vue comme l'opération duale de la segmentation de cet objet par croissance de région. Les propriétés respectives de ces deux méthodologies étant ainsi pratiquement identiques modulo complémentation de l'image, on ne donne pas ici de détails supplémentaires qui pourront être aisément déduits de la section suivante.

Méthodes de croissance

Les méthodes de croissance (ou de croissance de région) consistent à partir d'un point (ou d'une région de taille restreinte) et à la faire grossir jusqu'à ce quelle vienne épouser la forme de l'objet recherché. Les stratégies basées sur la croissance de région, qui peuvent être employées pour l'analyse d'images (étiquetage de composantes connexes, calcul de cartes de distances, ...) fournissent surtout une base méthodologique robuste pour la segmentation d'images. Pratiquement, une telle méthode de segmentation ne nécessite que la donnée de deux paramètres : une graine et un critère Booléen. La graine (ou point germe) est un point de l'image considérée, supposé faire partie de l'objet à segmenter. C'est elle qui est utilisée pour initialiser le processus. Le critère Booléen (généralement un

[4] Plus généralement, une structure présentant une dimension moindre que l'objet (courbes dans $\mathbb{Z}^2$, courbes et/ou surfaces dans $\mathbb{Z}^3$).

prédicat à une ou plusieurs variables) est utilisé pour déterminer les points à ajouter et par conséquent pour indiquer la terminaison du processus. Une méthode de segmentation par croissance de région peut être décrite comme suit.

Définition 4.34 (Segmentation par croissance de région) *Soit $f : E \to T$ une image à niveaux de gris. Soit $g \in E$ le point germe, et C le critère Booléen choisis. Soit $S \in E$ l'objet finalement segmenté. Le processus de croissance de région peut alors être défini comme la construction (non forcément déterministe) d'une suite $\{S_k\}_{k\in\mathbb{N}}$ définie par :*

$$\begin{cases} S_0 = \{g\} \\ \forall k \geq 0, S_{k+1} = \begin{cases} S_k \cup \{e\} & \text{si } \exists e \in N_n(S_k), C(e, f, S_k, \ldots) \text{ est vrai} \\ S_k & \text{sinon} \end{cases} \end{cases}.$$

La segmentation obtenue est alors donnée par :

$$S = \bigcup_{k=0}^{\infty} S_k = \lim_k S_k.$$

La suite définie $\{S_k\}_{k\in\mathbb{N}}$ étant croissante, la méthode termine nécessairement dans le cas d'images finies. Un exemple de segmentation par croissance de région est illustré dans la figure 4.19.

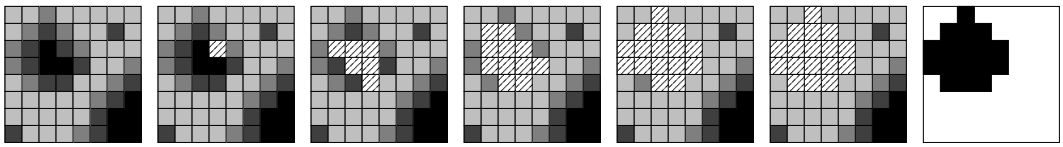

FIG. 4.19 – Exemple de segmentation par croissance de région sur une image 2D à quatre niveaux de gris (segmentation courante représentée par les cases hachurées). De gauche à droite, évolution de la segmentation : image initiale, segmentation initiale (S_0), segmentations après 5, 10, 15 et 20 itérations ($S_5, S_{10}, S_{15}, S_{20}$), segmentation finale ($S$). Le critère choisi consiste à n'accepter que les points présentant l'un des trois niveaux de gris les plus élevés. La suite construite $\{S_k\}_{k\in\mathbb{N}}$ devient constante à partir de S_{16}.

Remarque 4.15 *Le critère choisi pour guider le déroulement d'une segmentation par croissance de région peut impliquer de multiples paramètres qui font au moins intervenir, dans une large majorité des cas, le point considéré, la partie de l'image déjà segmentée et un critère lié à l'intensité de l'image.*

Remarque 4.16 *Comme il a été constaté dans la section précédente, la définition du processus de croissance de région fournit, par complémentation de l'image traitée, une description des outils d'amincissement, et également de la plupart des outils de squelettisation fonctionnant sur le même principe. La différence majeure réside dans la détermination de la graine, qui dans le cas des outils de réduction, peut correspondre aux bords de l'image ou éventuellement au fond de l'image s'il a été défini.*

Intégration de contraintes topologiques

Les outils par réduction ou par croissance de région présentent une base algorithmique commune d'ajout ou de retrait itératif de points de l'image, généralement conditionné par un critère Booléen. De manière générale, outre le fait que les segmentations par croissance de région ont tendance à préserver les composantes connexes, ces outils n'intègrent pas nécessairement de critère visant à préserver la topologie des objets qu'ils traitent ou cherchent à segmenter. Toutefois, l'existence d'un prédicat utilisé comme critère de sélection des points à modifier permet d'intégrer de manière immédiate une contrainte de conservation topologique en vérifiant la n-simplicité de ces points. De telles approches ont été proposées pour la segmentation et l'analyse d'images [46, 132]. La vérification d'un tel critère, requérant un temps constant $O(1)$, peut ainsi permettre d'enrichir ces méthodes en garantissant l'obtention de résultats structurellement cohérents par rapport aux données initiales, sans toutefois modifier leur complexité algorithmique. De telles stratégies seront plus amplement discutées dans les chapitres 12 et 13.

4.5 Remarques

Finalement, les concepts de morphologie mathématique et de topologie discrète décrits dans ce chapitre, et plus généralement la plupart de ceux présentés dans la littérature, fournissent des outils de traitement d'images que l'on

peut qualifier de bas niveau. En effet, ces outils travaillent au plus proche de l'image, en la considérant au niveau de sa structure élémentaire, c'est-à-dire comme un ensemble d'éléments discrets pavant l'espace et organisés suivant un maillage et des propriétés d'adjacence donnés. Cette vision du traitement d'images, diamétralement opposée à des approches traitant les données sous des formes alternatives, en changeant d'espace (espace de Fourier, d'ondelettes, ...) ou en modifiant la nature de l'image (création de maillages adaptés, calcul d'isosurfaces, ...), présente donc des propriétés qui lui sont propres et qui peuvent être considérées comme ambivalentes.

Ainsi, les outils proposés peuvent être vus, de par leur proximité avec la structure fondamentale de l'image, comme des procédés algorithmiques simples, qui n'autorisent pas de manière immédiate la résolution de problèmes complexes. Cette considération est juste dans la mesure où ces outils ne fournissent pas, en l'état, des procédés de traitement d'images sophistiqués, mais forment plutôt un ensemble de briques de base qui peuvent permettre la création de tels procédés. C'est justement dans cette modularité que réside la principale qualité de ces outils. Comme il a été montré à plusieurs reprises dans ce chapitre, la qualité et la robustesse des résultats fournis par des méthodes de morphologie mathématique sont essentiellement fonction du choix des concepts employés, de la manière de les combiner, mais aussi de celle de les guider. Finalement, on peut donc considérer que la morphologie mathématique fournit des outils dont la modularité et la variété autorisent la création de méthodes sophistiquées et relativement efficaces. La création et la robustesse de telles méthodes sont alors uniquement conditionnées par la capacité d'y intégrer suffisamment de connaissance relative au problème à traiter pour pouvoir guider les outils de morphologie mathématique de manière fiable et pertinente. Ce dernier point constitue probablement l'une des problématiques majeures de l'application de la morphologie mathématique au traitement et plus particulièrement à la segmentation d'images. Il fait ainsi l'objet d'une large partie des travaux présentés dans ce manuscrit.

Deuxième partie

Segmentation d'images angiographiques 3D : un état de l'art

Chapitre 5

Introduction

Ce chapitre introduit l'état de l'art consacré aux méthodes de segmentation d'images angiographiques présenté dans ce manuscrit. Après quelques considérations préliminaires exposées dans la section 5.1, une discussion sur la taxonomie employée est décrite dans la section 5.2. Le plan de cet état de l'art est finalement exposé dans la section 5.3.

5.1 Remarques préliminaires

Proposer un état de l'art des méthodes de segmentation d'images angiographiques au sens le plus général du terme est une tâche délicate, voire irréaliste, au vu du nombre d'articles parus dans la littérature durant ces vingt dernières années. Il est en effet probable que les publications ayant trait à ce domaine aient déjà dépassé le millier d'unités depuis ses débuts au milieu des années 80. Cette multiplicité des méthodes proposées s'explique non seulement par la diversité des modalités d'imagerie existantes (imagerie RMN, X, avec et sans injection de produits de contraste, ...), par leur application (imagerie cérébrale, thoracique, abdominale, périphérique, ...), mais aussi par leur rapide évolution. En l'espace de quelques années, les techniques 2D ont ainsi vu apparaître des modalités d'acquisition plus sophistiquées allant de l'imagerie multiplanaire à l'imagerie 3D. Ces nouveaux modes d'acquisition n'ont cependant pas nécessairement fait disparaître leurs prédécesseurs, chacun conservant des propriétés qui les rendent encore utilisables à l'heure actuelle. Si l'on tient compte du fait que toutes ces techniques présentent souvent des problématiques spécifiques, il n'est pas surprenant de constater une telle richesse bibliographique.

Il ne serait donc pas raisonnable de tenter de présenter un état de l'art de toute la segmentation d'images angiographiques, dont le résultat risquerait d'être fortement lacunaire. Par ailleurs, les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse ne traitant que d'images 3D, les méthodes 2D et 2D multiplanaires n'y trouveraient pas naturellement leur place.

En vertu de ces considérations, cette partie présente un état de l'art partiel sur les méthodes de segmentation des structures vasculaires à partir d'images angiographiques. N'y sont pas traitées les méthodes consacrées :

- aux images 2D (scanner X, imagerie rétinienne, imagerie par ultrasons) ;
- aux images 2D+t (cinéangiogrammes) ;
- aux images 2D multiplanaires (scanner X sous différents angles).

Il est à noter que certaines des méthodes consacrées à ces images donnent lieu à des problématiques spécifiques qui ne sont donc pas discutées, telles que la prise en compte de l'aspect temporel (images 2D+t) ou la reconstruction d'images à partir de données de dimensions inférieures (segmentation 3D à partir d'images 2D multiplanaires) impliquant la résolution de problèmes sous-contraints.

Dans cet état de l'art, sont en revanche traitées les méthodes de segmentation 3D, indépendamment :

- de leur mode d'acquisition (ATDMS ou ARM, avec ou sans injection de produits de contraste) ;
- des structures anatomiques étudiées (angiographie cérébrale, thoracique, périphérique, ...) ;
- des applications médicales concernées (recherche de pathologies, quantification, visualisation).

En effet, quels que soient la nature et le contenu des images ou les objectifs poursuivis, toutes les stratégies 3D présentent des concepts méthodologiques qui justifient leur présence dans cet état de l'art.

Il est à signaler que ce dernier n'a pas la prétention de proposer une classification plus complète ou plus pertinente que tous ceux proposés jusqu'à présent. Son but est en revanche de permettre une compréhension globale

de l'ensemble des travaux accomplis dans le domaine depuis ses débuts jusqu'à aujourd'hui.

5.2 Taxonomie

5.2.1 États de l'art existants

Quelques publications ont récemment proposé des états de l'art des méthodes de segmentation d'images angiographiques. Parmi celles-ci, on peut notamment citer les études proposées dans [59, 60], qui sont consacrées aux méthodes appliquées ou applicables à la segmentation des vaisseaux périphériques (bras, jambes) à partir d'ATDMS. Dans [9], on peut par ailleurs trouver un tour d'horizon des méthodes de segmentation des vaisseaux sanguins basées sur des modèles géométriques. Dans [87], les méthodes décrites sont quant à elles classées suivant les concepts sous-jacents de traitement d'images, sans nécessairement faire d'hypothèse sur la dimension des données traitées (2D ou 3D). Enfin, dans [175], la classification première se fait en discriminant les approches par squelette (déterminant d'abord l'axe des vaisseaux) des approches cherchant à segmenter directement l'intégralité du volume vasculaire.

5.2.2 Critères de classification

Ces quelques états de l'art, ainsi que les présentations du domaine que l'on peut trouver en préambule de la plupart des travaux qui lui sont consacrés, ne permettent pas d'aboutir à un consensus sur une classification définitive des outils de segmentation d'images angiographiques 3D. Parmi tous les critères de classification utilisés, on peut ainsi citer de manière non exhaustive :

- la modalité des images ;
- le type d'organes traités ;
- les objectifs de la segmentation (recherche de pathologies, amélioration de la visualisation, ...) ;
- la dualité d'approche par squelette/par volume ;
- la stratégie de traitement d'images mise en œuvre ;
- la nature de la segmentation recherchée (extraction des vaisseaux, du squelette, de la structure topologique, des parois) ;
- l'interactivité ;
- le temps de traitement ;
- la nature des vaisseaux recherchés (taille, discrimination artères/veines) ;
- la nature des structures recherchées (segment de vaisseau ou réseau vasculaire complet).

Il serait déraisonnable d'affirmer que l'un de ces critères de classification est plus pertinent que les autres. Cette considération est encore renforcée par le fait que la segmentation d'images angiographiques, axe de recherche pluridisciplinaire par définition, peut être considérée du point de vue de plusieurs thématiques distinctes. Un physicien, un radiologue, un médecin ou un informaticien n'ont vraisemblablement pas la même approche du domaine ni les mêmes objectifs, sans qu'aucune des visions qui en découlent ne soit injustifiée.

Puisqu'il convient néanmoins de proposer une partition cohérente et structurée des méthodes existantes, il a été arbitrairement choisi de classifier les méthodes de segmentation en fonction du principal concept de traitement d'images qu'elles mettent en œuvre. Cette classification, qui est aussi celle proposée dans [87] et dans une moindre mesure dans [175], semble en effet la plus logique du point de vue de la thématique principale de ces travaux.

5.2.3 Méthodes considérées

Un critère de classification étant choisi, il reste à déterminer quels sont les travaux qui peuvent être considérés comme faisant partie du domaine. Si l'on considère la segmentation au sens le plus classique du terme [85], les seules méthodes susceptibles d'entrer dans cette classification sont celles qui ont pour but d'extraire de l'image une partition de celle-ci en deux régions, la première contenant les vaisseaux et la seconde toutes les autres structures (fond de l'image et structures anatomiques non vasculaires). Cette vision peut toutefois apparaître restrictive en regard de l'historique des méthodes de traitement d'images angiographiques. Ainsi, les premiers traitements consacrés aux données angiographiques 3D n'avaient pas pour but de segmenter le volume vasculaire du reste de l'image, mais simplement d'améliorer la qualité de cette dernière. Ces premières méthodes, généralement destinées à augmenter la visibilité des vaisseaux dans les visualisations par MIP[1], s'apparentaient souvent à l'application de

[1] *Ang.* maximum intensity projection. Ce mode de visualisation sera décrit plus en détail dans la section 6.1.1.

filtres conservant le signal vasculaire au détriment des autres signaux. Ces thématiques de filtrage, mises en places dès le début des années 90, ont progressivement évolué vers des thématiques de segmentation, dont l'objectif restait néanmoins souvent le même, à savoir rendre les vaisseaux plus visibles en éliminant le fond bruité de l'image. Les méthodes de segmentation n'ont donc pas été introduites en tant que telles, mais plutôt comme l'évolution naturelle des outils de filtrage. Du point de vue des objectifs, filtrage et segmentation peuvent ainsi être considérés comme faisant partie de la même famille d'outils. Il a donc été choisi de considérer ces deux familles de méthodes. Ce regroupement, s'il peut paraître contre nature, permet par ailleurs de considérer sans ambiguïté des méthodes dites de segmentation et qui, au sens strict du terme, sont des filtrages (notamment certaines méthodes d'analyse différentielle).

5.3 Plan de l'état de l'art

L'état de l'art présenté dans le chapitre 6 est composé de huit grandes familles de méthodes utilisant respectivement, pour mener à bien la segmentation des vaisseaux, les concepts de :

- filtrage ;
- morphologie mathématique ;
- croissance de région ;
- suivi de vaisseaux ;
- analyse différentielle ;
- modèles déformables ;
- analyse statistique ;
- intelligence artificielle.

Pour chacune de ces familles, une rapide présentation du principal concept de traitement d'images mis en œuvre est proposée. Une liste non exhaustive de méthodes utilisant ce concept est ensuite décrite avant que ne soient évoqués les propriétés, avantages et inconvénients qui lui sont inhérents. Dans le chapitre 7, une réflexion sur l'évolution de la méthodologie dans ce domaine mène à une discussion sur la prise en compte de concepts tels que l'utilisation de connaissance a priori, d'images multimodales ou d'algorithmes hybrides. Cette réflexion justifie notamment les techniques développées dans ces travaux et présentées dans les parties III et IV.

Chapitre 6

Méthodes de segmentation

Ce chapitre décrit différentes méthodes mises en œuvre pour réaliser la segmentation de vaisseaux à partir d'images angiographiques 3D. Les premiers outils à avoir été employés, dont les méthodes par filtrage, morphologie mathématique et croissance de région, sont respectivement décrits dans les sections 6.1, 6.2 et 6.3. Les sections suivantes présentent des méthodes plus récemment étudiées, dont celles de suivi de vaisseaux en section 6.4, d'analyse différentielle en section 6.5, par modèles déformables en section 6.6, d'analyse statistique en section 6.7 et enfin celles basées sur des concepts d'intelligence artificielle en section 6.8.

6.1 Filtrage

6.1.1 Contexte

Les premières images angiographiques 3D ont été acquises vers la fin des années 80. En l'absence d'outils de visualisation interactive sophistiqués (visualisation 3D surfacique ou volumique) nécessitant une puissance de calcul encore indisponible à l'époque, une technique de visualisation 2D a été développée. Cette dernière, nommée MIP[1] (*ang.* maximum intensity projection), consiste à projeter une image 3D sur un plan d'orientation donnée. La valeur en chaque point du plan est alors calculée comme étant le maximum des valeurs de l'intersection entre la droite perpendiculaire au plan en ce point et l'image 3D. Cet outil de visualisation, algorithmiquement simple, autorise une visualisation des structures similaire aux images obtenues en angiographie 2D (deux exemples de visualisation MIP sont illustrés dans la figure 2.8 du chapitre 2). Outre le fait que ce mode de visualisation tend à dénaturer la nature tridimensionnelle de l'information qu'il représente[2], il souffre également d'une relative sensibilité au bruit. Les images MIP ont notamment tendance à diminuer le rapport signal/bruit dans le cas des petits vaisseaux présentant un faible signal. Cette sensibilité nuit à la qualité de représentation des structures vasculaires dans les images obtenues, et a donc justifié le développement des premières stratégies d'extraction d'information sous forme de filtrage. L'apparition de ces méthodes de filtrage d'images angiographiques 3D a ainsi suivi de près celle de ces dernières [71, 114, 184].

6.1.2 Concept

L'application d'un filtre G sur une image f peut être interprétée comme le calcul du produit de convolution de f par G. Dans le cadre du traitement d'images angiographiques, l'objectif des méthodes de filtrage consiste à augmenter le contraste entre le signal des structures vasculaires et celui issu du fond de l'image. Cette augmentation peut être obtenue par élimination du bruit, réduction du signal du fond, augmentation du signal vasculaire ou toute combinaison équivalente par application d'un filtre adapté. Deux types de filtrage peuvent être pris en considération pour atteindre ces objectifs : les filtrages mono-échelle et les filtrages multi-échelle. Seuls les premiers ainsi qu'un sous-ensemble des seconds sont évoqués ici (la description des méthodes multi-échelle basées sur des concepts d'analyse différentielle sera détaillée dans la section 6.5). Comme il a été précédemment constaté, les méthodes

[1] Il convient de constater que cette technique de visualisation reste aujourd'hui encore la plus utilisée, et ce malgré l'avancée des travaux en visualisation 3D. Le développement et l'amélioration de la visualisation MIP font ainsi toujours l'objet de recherches actives [172].

[2] Un calcul préalable de MIP dans un nombre suffisant de directions peut toutefois permettre une navigation interactive autour de l'objet 3D étudié, compensant partiellement la perte d'une dimension.

de filtrage présentées dans cette section ne sont pas des méthodes de segmentation au sens propre du terme. Elles constituent néanmoins, par leurs objectifs et les moyens qu'elles emploient pour les atteindre, les prémisses des méthodes de segmentation conçues par la suite.

6.1.3 Méthodes et évolution

L'application de filtres classiques (filtres moyens, Gaussiens, ...), si elle permet de diminuer sensiblement le bruit contenu dans les images, induit généralement deux effets secondaires indésirables dans le cadre de l'analyse d'images angiographiques : le lissage des bords des structures vasculaires et la disparition des petits vaisseaux. Les méthodes de filtrage d'images angiographiques se sont donc essentiellement attachées à proposer des stratégies destinées à réduire le signal du fond de l'image tout en conservant les structures vasculaires sans souffrir de ces effets.

Les méthodes mono-échelle consistent à appliquer un filtre (ou une famille de filtres) de taille fixe. Le support de ces derniers étant généralement de taille réduite (cubes de 3 ou 5 voxels de côté), ces méthodes ont donc naturellement été dédiées à la mise en évidence des structures de petite taille [1, 23, 49, 50, 51, 52, 173], notamment les vaisseaux dont le diamètre est proche de la résolution des images. Les travaux proposés, essentiellement destinés à l'amélioration de la qualité des images obtenues en ARM (de qualité moindre que celles obtenues en ATDMS) se sont d'abord penchés sur l'utilisation de familles de filtres de support linéaire. Dans [23], des filtres passe-bas respectivement appliqués dans les 13 directions d'un cube de 3 voxels de côté ont ainsi été utilisés, les valeurs minimales et maximales obtenues étant impliquées dans le calcul d'une réponse non linéaire supposée mettre en évidence les petits vaisseaux par rapport au fond de l'image. Dans le même esprit, dans [49, 51], deux techniques de filtrage également anisotropes ont été proposées, utilisant des filtres dont les supports sont des segments de droites discrètes. Ces méthodes ont été généralisées dans [50, 52] par application de segments modélisant des cylindres discrets, toujours dans les 13 directions fournies par le 26-voisinage d'un point. L'application d'un filtre médian dans la direction considérée comme parallèle au vaisseau traité a par ailleurs été proposée dans [131]. Le choix de cette direction est effectué selon des critères de valeurs et de variations d'intensité, toujours sur des segments de droites discrètes. D'autres techniques basées sur des filtrages médians ou moyens dans des directions privilégiées ont été développées plus récemment. Dans [1], un filtrage médian dans trois directions orthotropes fournit une image qui, soustraite à l'image initiale, ne fait finalement apparaître que les petits vaisseaux. Dans [173], le filtrage proposé s'appuie sur le calcul de la réponse maximale fournie par une série de filtres moyens, sur des supports linéaires fournis par les directions obtenues dans un voisinage cubique de 3 ou 5 voxels de côté. Cette dernière méthode, destinée aux petites structures, semble également utile à l'amélioration du contraste de tous les types de vaisseaux.

Ces méthodes, si elles améliorent souvent la détectabilité des structures vasculaires de petite taille, restent limitées du fait de la fixité du support des filtres qu'elles emploient. Une autre approche de filtrage anisotrope issue de travaux initiés dans [71] a toutefois été proposée. Le concept principal consiste à fusionner les avantages d'un filtrage de type Gaussien qui tend à éliminer le bruit, et ceux d'un filtrage anisotrope qui préserve les bords des structures traitées. Dans [96, 97] il est ainsi proposé d'appliquer en chaque point un filtre adapté dans les directions du gradient et des courbures principales de l'image. Ces travaux, de par l'usage d'outils de filtrage Gaussien applicables à diverses échelles et la recherche de directions privilégiées liées aux propriétés différentielles de l'image, peuvent être considérés comme les prémisses des méthodes de filtrage multi-échelle par analyse différentielle couramment utilisées aujourd'hui et plus amplement détaillées dans la section 6.5.

6.2 Morphologie mathématique

6.2.1 Concept

La morphologie mathématique propose un ensemble d'outils dédiés à l'analyse des images suivant la forme et l'intensité des structures qu'elles contiennent (figure 6.1). À partir d'opérateurs de base (érosion, dilatation), d'autres opérateurs plus complexes peuvent être conçus de manière hiérarchique (ouverture, fermeture, ...) jusqu'à aboutir à des outils plus spécifiques (transformée en tout-ou-rien, reconstruction géodésique, ligne de partage des eaux, ...). Une large partie de ces concepts ayant été décrite dans le chapitre 4, ils ne sont pas détaillés plus avant dans cette section. La plupart de ces opérateurs ont été appliqués à la segmentation d'images angiographiques, les plus simples d'entre eux ayant été parmi les premiers outils utilisés à de telles fins. La principale hypothèse utilisée

réside dans l'intensité du signal vasculaire. Dans une moindre mesure, des hypothèses relatives à la connexité et à la forme tubulaire des vaisseaux sont également mises en jeu.

6.2.2 Méthodes

Les outils à base de seuillage constituent les techniques les plus simples ayant été utilisées pour la segmentation de vaisseaux. Ils ont ainsi été parmi les premiers employés, notamment sous la forme de seuillage à hystérèse [72, 73, 177, 178]. De par leur facilité de mise en œuvre, les techniques de seuillage sont encore utilisées à l'heure actuelle, sous des formes néanmoins plus perfectionnées pouvant proposer une détermination automatique et évolutive des valeurs de seuil [195]. Outre les méthodes de seuillage, une seconde famille d'outils a été proposée, utilisant essentiellement les opérateurs d'érosion et de dilatation ainsi que les ouvertures et fermetures qui en découlent [36, 37, 115, 166, 167]. Dans [166, 167], une fermeture binaire est ainsi utilisée en conjonction d'un critère de seuillage adaptatif afin de restreindre les erreurs de segmentation. Dans [36], une ouverture binaire est quant à elle appliquée sur une image pré-segmentée manuellement pour déterminer le bord des vaisseaux par soustraction. L'utilisation directe d'opérateurs à niveaux de gris est par ailleurs proposée dans une généralisation de cette dernière méthode [37]. Enfin quelques outils plus perfectionnés ont également été récemment employés. Un algorithme de segmentation par ligne de partage des eaux a ainsi été proposé comme première étape de segmentation dans [89, 90] avant de classifier les primitives obtenues. Dans [121], l'utilisation de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris est destinée à segmenter l'entrée de l'arbre vasculaire hépatique. Une version étendue a par ailleurs été proposée dans [122] afin d'utiliser une telle transformée en tant que critère discriminant dans le cadre d'un algorithme par croissance de région.

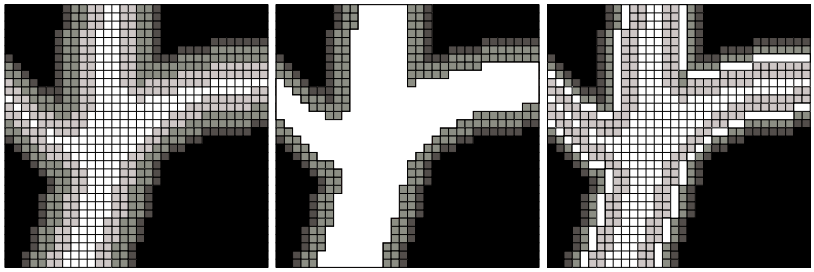

FIG. 6.1 – Exemples de segmentations basées sur des outils de morphologie mathématique sur une image 2D. De gauche à droite : image initiale à cinq niveaux de gris, segmentation obtenue par seuillage en considérant les deux niveaux de gris les plus élevés, segmentation obtenue par ligne de partage des eaux sur l'image gradient (segmentations en blanc).

6.2.3 Propriétés

Les méthodes de morphologie mathématique ont été utilisées pour la segmentation de structures de grande taille (réseau hépatique [121, 122, 166, 167] en ATDMS) ou de dimensions plus restreintes (vascularisation intracrânienne [72, 89, 195] en ARM, artères coronaires [36, 37] en ATDMS). La capacité à autoriser la création de méthodes dédiées à des vaisseaux présentant des propriétés très diverses est caractéristique des outils de morphologie mathématique. Cette maniabilité est inhérente à la nature bas-niveau[3] de ces outils, comme il a été constaté dans la section 4.5. En contrepartie, les méthodes proposées doivent généralement être guidées, aboutissant souvent à des processus interactifs (détermination de valeurs de seuil [72, 73, 177], voire pré-segmentation manuelle [36]) ou nécessitant la donnée de paramètres déterminés de manière empirique (éléments structurants prédéfinis [37]). La principale difficulté consiste donc à automatiser les algorithmes de manière fiable en y intégrant suffisamment de connaissance relative à la problématique traitée pour déterminer les paramètres (valeur de seuil, forme des éléments structurants) de manière pertinente. Une telle approche, notamment illustrée par les travaux proposés dans [121, 122], si elle s'avère prometteuse, nécessite toutefois de ne pas sur-contraindre les outils de segmentation.

[3] Les caractéristiques des outils de morphologie mathématique expliquent probablement l'usage intensif qui en est fait de manière plus ou moins explicite dans le cadre de la segmentation d'images angiographiques. Ainsi, si relativement peu de méthodes sont totalement basées sur des concepts de morphologie mathématique, nombre d'entre elles font appel à de tels concepts au cours d'étapes préliminaires à la segmentation comme, par exemple, dans [193].

6.3 Croissance de région

6.3.1 Concept

Les méthodes par croissance de région, de par la relative simplicité de leur mise en œuvre et leur faible complexité algorithmique, ont été avec les outils de filtrage et de morphologie mathématique, l'une des trois premières familles d'outils de segmentation a avoir été utilisées dans le cas d'images angiographiques [35, 86, 107, 156]. Comme il a été observé dans la section 4.4, ces méthodes (ou les processus assimilés tels que certaines réductions et squelettisations) prennent la forme d'un processus itératif partant d'un point (ou d'un ensemble de points) germe supposé appartenir à la structure étudiée et lui ajoutent progressivement des points voisins jusqu'à obtenir une représentation correcte de celle-ci (figure 6.2). Ce type de processus, formalisé dans la définition 4.34 de la section 4.4, implique donc la détermination d'un point germe et d'un critère de sélection des points à ajouter. Deux hypothèses sont considérées pour la segmentation des vaisseaux sanguins par de telles méthodes. La première suppose que le flux sanguin présente l'intensité la plus élevée dans les images angiographiques. Ceci permet notamment de disposer, en première approximation, d'un critère d'arrêt pour la méthode dans la mesure où l'on considère généralement qu'aucun point d'intensité inférieure à un seuil donné ne peut appartenir à l'objet segmenté. La seconde suppose que les vaisseaux s'organisent suivant une structure connexe, souvent considérée comme arborescente. C'est notamment cette hypothèse de connexité des structures recherchées qui permet d'espérer obtenir une segmentation complète des vaisseaux.

6.3.2 Méthodes

L'initialisation des méthodes par croissance de région constitue la première phase de la segmentation. Cette étape est d'autant plus cruciale que le point ou la zone germe doit impérativement faire partie du volume vasculaire, toute erreur risquant de mener à une segmentation partiellement, voire totalement erronée. Le point choisi comme germe est généralement sélectionné de manière interactive. Ainsi, dans [205, 206, 207], il est choisi par manipulation des coupes 2D de l'image. Si la sélection manuelle d'un point germe [35, 47, 88, 162, 163] (ou de plusieurs dans le cas de segmentations concurrentes [180]) reste l'approche la plus commune, quelques tentatives ont toutefois été proposées pour systématiser de manière fiable ce choix. Dans [120, 121], l'entrée de l'arbre vasculaire est discriminée à l'aide d'outils de morphologie mathématique, alors que d'une manière plus empirique, un critère de seuillage est imposé sur une coupe donnée dans [153]. Dans le cas où la croissance de région ne se fait pas sur l'objet à segmenter mais sur le fond de l'image, l'initialisation peut en revanche se faire de manière assez naturelle et automatique, en considérant les points du bord de cette dernière [47, 48].

Outre la donnée d'un point de départ, ces méthodes ont également besoin de disposer d'un critère de sélection des points candidats à la segmentation. Ce critère, qui sert donc également à définir l'arrêt de la segmentation, est généralement un prédicat qui peut mettre en jeu plusieurs variables différentes. En pratique, il implique presque toujours l'intensité de l'image à segmenter en imposant un seuil en dessous duquel aucun vaisseau sanguin n'est supposé pouvoir être détecté. Ce seuil peut être fourni de manière interactive [47, 48, 88], fixé par un calcul initial [35], ou éventuellement estimé et réévalué durant la phase de segmentation [120, 153, 162, 163]. Toutefois, tout autre critère modélisable sous forme Booléenne est susceptible d'être intégré. Parmi ceux-ci, on peut notamment citer, de manière non exhaustive :

- un critère d'orthogonalité par rapport à l'axe du vaisseau permettant une évolution cohérente de la segmentation [205, 206, 207] ;
- un critère de conservation de topologie, permettant l'obtention d'une segmentation vasculaire présentant des propriétés structurelles correctes [47, 48] ;
- un critère de connexité impliquant la distance entre les points et leur intensité, dans le cadre de segmentations concurrentes [180].

Il est à noter que les méthodes dont les paramètres ne sont pas déterminés automatiquement peuvent nécessiter plusieurs applications successives avant l'obtention d'un résultat optimal.

Enfin, l'ordre dans lequel sont traités les points candidats peut également dépendre de stratégies basées sur des structures de données particulières. Ainsi, l'utilisation de listes ordonnées de files dans [47, 48] ou de tables de hashage dans [205, 206, 207] autorise une gestion efficace des points candidats et une conservation de la cohérence de la segmentation.

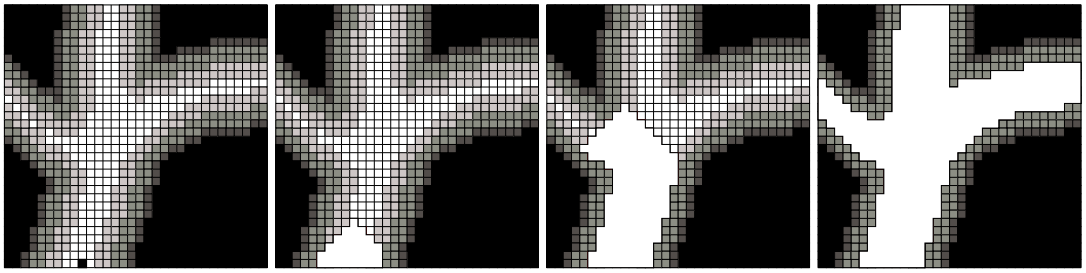

FIG. 6.2 – Exemple de segmentation basée sur des outils de croissance de région sur une image 2D. De gauche à droite : image initiale à cinq niveaux de gris (point germe en noir, en bas de l'image), étapes successives de la segmentation jusqu'à obtention du résultat (la croissance de région autorise ici l'ajout de points adjacents dont l'intensité est supérieure ou égale à l'un des deux niveaux de gris les plus élevés), image segmentée (en blanc).

6.3.3 Propriétés

Les outils de croissance de région ont été employés à de multiples reprises, tant pour la segmentation de données ARM [35, 88, 153, 157, 158, 180] qu'ATDMS [47, 48, 120, 162, 163, 205, 206, 207] relatives à des structures abdominales, thoraciques et plus rarement cérébrales. La nature itérative de ces algorithmes permet parfois, en plus de la segmentation des structures vasculaires, d'obtenir des informations concernant leur topologie, comme c'est le cas dans [116, 205, 206, 207].

Globalement, les méthodes proposées dans la littérature sont nettement plus utilisées pour la segmentation de vaisseaux relativement larges et organisés suivant une topologie simple à partir d'images ayant une bonne résolution [47, 48, 120, 162, 163, 180, 205, 206, 207]. Dans un tel cadre, elles semblent généralement être à même de fournir des résultats fiables. Cette relative efficacité ne doit toutefois pas occulter plusieurs faiblesses. Tout d'abord, la plupart des méthodes par croissance de région proposées restent encore interactives, tant au niveau de l'initialisation que de la détermination des paramètres de segmentation. Par ailleurs, ces méthodes reposant sur le fait que les structures vasculaires forment une unique composante connexe, elles peuvent être prises en défaut au niveau de petits vaisseaux présentant un faible signal dû à des effets de volume partiel, ou bien par d'éventuels artefacts au niveau de structures plus larges, notamment en ARM, où une chute de signal peut mener à la non segmentation de toute une partie de l'arbre cherché.

Il convient néanmoins de constater que ces deux problèmes pourraient être résolus, au moins en partie, par l'utilisation de critères Booléens plus sophistiqués et de méthodes d'initialisation plus robustes. Les outils de segmentation par croissance de région, s'ils sont encore imparfaits, présentent donc une marge de progression non négligeable dans ces deux domaines.

6.4 Suivi de vaisseaux

6.4.1 Concept

Le suivi de vaisseaux (*ang.* vessel tracking) est une technique de segmentation qui consiste, partant d'un point initial dans un vaisseau, à parcourir ce dernier par pas successifs (figure 6.3). Cette progression itérative se fait en suivant une trajectoire (assimilable à l'axe médian du vaisseau) qui pourrait être celle d'un cathéter [185]. Ce type de stratégie, par définition plutôt destiné à la segmentation d'un segment de vaisseau qu'à celle d'un réseau complet, nécessite de corriger à chaque étape la position du dernier point segmenté et d'évaluer la trajectoire déterminant le calcul du point suivant. Les propriétés relatives à l'intensité du signal vasculaire par rapport au fond de l'image, et éventuellement à la forme régulière (circulaire ou ellipsoïdale) de la section du vaisseau traité, sont généralement les plus employées pour effectuer ces réglages.

6.4.2 Méthodes

Les méthodes de segmentation par suivi de vaisseaux comportent trois étapes essentielles, consistant en la détermination des données nécessaires pour l'initialisation (et éventuellement la terminaison) du processus, la

détection de l'axe du ou des vaisseaux et la recherche des parois vasculaires (ces deux dernières étapes pouvant éventuellement être gérées de manière simultanée).

En ce qui concerne la phase d'initialisation, la détermination d'un point de départ (voire de plusieurs [201]) est généralement faite de manière interactive. À la donnée de ce point peuvent venir s'ajouter celles d'une direction initiale [57, 61, 185, 186, 187] et éventuellement d'un point final [193].

La segmentation itérative de l'axe du vaisseau, qui peut être évalué comme une courbe discrète ou continue, notamment par utilisation de B-splines [61, 193], s'accomplit par phases successives d'estimation et de correction. L'estimation consiste généralement à avancer d'un pas de distance choisi, à partir du dernier point segmenté, dans une direction supposée parallèle à l'axe du vaisseau. La position du nouveau point obtenu peut alors être corrigée de diverses manières. Les méthodes calculant simultanément l'axe et les parois du vaisseau peuvent corriger cette position en la faisant correspondre au mieux avec le centre de la section dans laquelle le point se situe [185, 186, 187, 201]. De telles stratégies nécessitent donc de calculer à chaque itération la section du vaisseau (*i.e.* l'intersection entre le vaisseau et le plan orthogonal à son axe au point courant) [57, 201]. Cette recherche des parois est le plus souvent accomplie en recherchant les maxima de gradient sur les droites issues du point et contenues dans le plan orthogonal à l'axe. Les méthodes uniquement destinées à déterminer l'axe du vaisseau [200], ou celles effectuant cette détection après celle de l'axe [193], utilisent des stratégies alternatives pour corriger la position de ces points. Ainsi, dans [78, 79, 81, 146, 181], ces positions sont définies par application de forces mettant en jeu les valeurs et vecteurs propres de la matrice d'inertie de l'image.

En ce qui concerne la terminaison de ces méthodes, plusieurs critères d'arrêt heuristiques sont proposés dans les cas où un point final n'est pas imposé par l'utilisateur. Ces critères peuvent, entre autres, porter sur un nombre de coupes maximal, une chute du contraste entre le signal du volume vasculaire segmenté et celui du fond, ou une interruption de l'utilisateur [57, 128, 185, 186, 187].

Il est à noter que la plupart de ces méthodes, en vertu de leur protocole, sont par ailleurs capables de fournir des informations quantitatives supplémentaires sur les vaisseaux segmentés (taille [57, 128, 201] ou orientation [128] du vaisseau en chaque point).

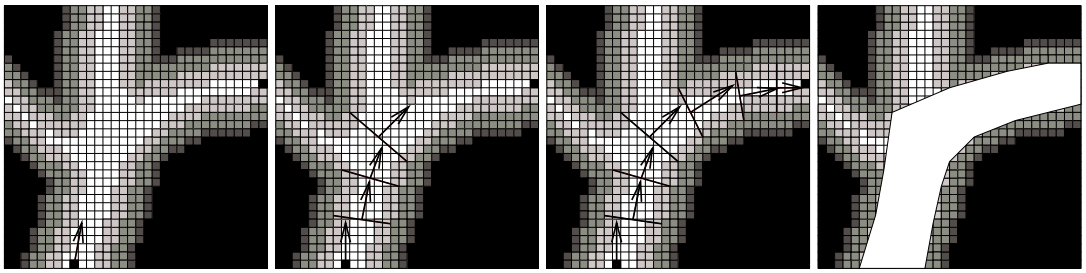

FIG. 6.3 – Exemple de segmentation par suivi de vaisseaux sur une image 2D. De gauche à droite : image initiale à cinq niveaux de gris (points extrêmes et direction initiale en noir), étapes successives de la segmentation jusqu'à obtention du résultat, segmentation obtenue (en blanc) : une fois les points extrêmes reliés, les sections évaluées le long de l'axe du vaisseau permettent de reconstruire les bords de celui-ci.

6.4.3 Propriétés

Les méthodes par suivi de vaisseaux, appliquées en ARM [57, 61, 78, 79, 81, 185, 186, 187, 201] ou en ATDMS [185, 186, 187, 193, 201], sont parfois conçues pour traiter des réseaux vasculaires complets[4] [57, 61], mais fonctionnent néanmoins le plus souvent sur des segments de vaisseaux [78, 79, 81, 128, 185, 186, 187, 193]. Ces dernières sont notamment utilisées dans le cadre de la recherche de pathologies vasculaires au niveau d'artères sensibles [78, 79, 81, 193] (artères carotides, artères coronaires), la possibilité d'extraire des données quantitatives sans post-traitement supplémentaire constituant notamment un atout majeur pour la détection des sténoses. Par ailleurs, l'aptitude de ces méthodes à fournir des résultats de précision sous-voxel [61, 128] est un avantage non négligeable pour la qualité des résultats.

Toutefois, les stratégies de suivi de vaisseaux souffrent d'un certain nombre de défauts. Bien que plusieurs d'entre elles soient a priori capables de traiter des réseaux vasculaires entiers, la gestion des bifurcations reste un

[4] De telles méthodes, capables de gérer tout un réseau vasculaire, adoptent généralement une stratégie récursive, chaque bifurcation détectée fournissant un point initial pour le suivi d'un nouveau segment.

point délicat qui nécessite généralement l'intervention de prétraitements adaptés (filtrage, voire pré-segmentation des images [57, 61]), prétraitements parfois également utiles pour les méthodes dédiées à des segments de vaisseaux [193]. De plus, de telles méthodes, si elles s'avèrent robustes dans le cas de vaisseaux relativement rectilignes sont, en revanche, très sensibles aux fortes tortuosités [61, 193]. Enfin, un dernier problème se pose au niveau de la terminaison de ces algorithmes, qui obéit à des critères fortement heuristiques dans le cas où un point final n'est pas fourni interactivement. Quand un tel point est fourni, le problème de la convergence de ces approches se pose alors, aucun critère ne garantissant que les points extrêmes puissent être reliés.

6.5 Analyse différentielle

6.5.1 Concept

Les méthodes d'analyse différentielle reposent sur le fait qu'une image 3D peut être considérée comme la représentation discrète d'une fonction à valeurs réelles définie sur une partie de $\mathbb{R}^3$. La segmentation des structures vasculaires, qui représentent les zones de plus forte intensité dans l'image, (*i.e.* les valeurs maximales de la fonction sous-jacente) peut alors être réalisée en étudiant les propriétés différentielles de cette image (figure 6.4). Les propriétés relatives à la dérivée première de l'image (mises en évidence par l'utilisation d'un gradient), sont fréquemment utilisées dans diverses méthodes de segmentation. Dans cette section, on s'intéresse essentiellement aux méthodes travaillant sur les propriétés des dérivées secondes de l'image. L'étude de ces dernières, qui permet de mettre en évidence la présence de structures vasculaires et éventuellement de caractériser leur taille et leur orientation, peut notamment se faire en travaillant sur la matrice Hessienne de l'image ou éventuellement sur sa matrice de Weingarten. Les deux hypothèses essentielles faites sur les structures vasculaires sont alors liées à leur signal, plus intense que les autres tissus, et à leur forme considérée comme globalement cylindrique.

6.5.2 Méthodes

Quelques méthodes de segmentation d'images angiographiques sont basées sur l'analyse explicite de leurs propriétés de courbures. Ces méthodes [143, 144, 145] considèrent une image 3D à niveaux de gris comme une hypersurface dans un espace de dimension supérieure. Les lignes de crête de cette hypersurface sont alors caractérisées par leurs courbures principales. Les valeurs de ces courbures, ainsi que les directions qui leur sont associées, sont respectivement représentées par les valeurs et vecteurs propres de la matrice de Weingarten. Cette matrice qui synthétise les informations relatives aux dérivées premières et secondes de l'image, a toutefois été assez peu mise à contribution. En effet, la plupart des méthodes proposées, initialement considérées comme des traitements préalables à une étape de segmentation proprement dite [178], se basent directement sur l'analyse des dérivées première et seconde de l'image, respectivement représentées par le gradient de l'image et sa matrice Hessienne. L'usage fait de ces objets mathématiques est plus ou moins varié suivant les cas, allant de l'utilisation simultanée du gradient et des valeurs et vecteurs propres de la Hessienne [98, 99, 100] au seul usage de tout [69, 160] ou partie [108, 109, 159] de ses seules valeurs propres. La plupart des méthodes proposées se basent sur une analyse multi-échelle consistant à étudier les propriétés différentielles de l'image originale sur une série d'images approchées par filtrage Gaussien (sur une image modélisée par B-spline dans [2, 3]) à différents degrés de résolution. Les informations relatives à la position, la forme et l'orientation des structures vasculaires sont alors généralement déduites de l'échelle à laquelle une fonction heuristique (impliquant les valeurs propres de la Hessienne [69, 91, 92, 98, 99, 100, 101, 102, 159, 160, 176] et éventuellement l'analyse du gradient dans les directions fournies par les vecteurs propres associés [91, 92, 98, 99, 100, 101, 102]) renvoie sa réponse maximale.

6.5.3 Propriétés

Ces méthodes ont été essentiellement appliquées à des images ARM du cerveau [2, 3, 20, 70, 103, 145, 160] et plus rarement à des images ATDMS du foie [2, 160]. Il est à noter que si de telles techniques, qui semblent robustes face au bruit ou aux variations d'intensité aux bords des vaisseaux [70] et peuvent visiblement atteindre une précision sous-voxel [3, 20], permettent généralement d'évaluer la probabilité d'appartenance d'un point de l'image à une structure vasculaire, elles ne sont pas nécessairement en mesure de proposer une segmentation de cette image. En ce sens, elles peuvent être considérées comme des filtrages [69, 159, 160] plutôt que comme des processus de segmentation, ce qui justifie leur fréquent couplage avec d'autres stratégies (modèles déformables [65, 66, 68], recherche de chemin [130, 199]). Bien que des approches réellement destinées à la segmentation

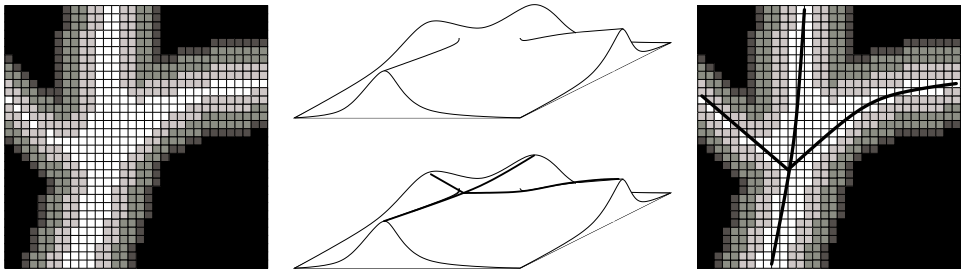

FIG. 6.4 – Exemple de segmentation basée sur des outils d'analyse différentielle sur une image 2D. De gauche à droite : image initiale à cinq niveaux de gris, représentation de l'image comme une surface dans un espace de dimension supérieure et recherche des lignes de crête de cette surface, segmentation obtenue, les lignes de crête représentant les axes des vaisseaux (en noir).

aient été décrites [2, 3], l'obtention d'une structure linéaire ou volumique représentant un vaisseau ou tout un arbre vasculaire semble encore être un problème relativement ouvert. Des tâches telles que la reconnexion de points [145] ou de segments [70, 103] ainsi que la gestion des bifurcations [70] ou la correction de l'arbre obtenu [98] restent ainsi encore interactifs ou fortement heuristiques. Par ailleurs, les stratégies multi-échelle qui ont l'avantage de fournir non seulement de l'information sur la position des structures mais également sur leur taille, nécessitent la comparaison de réponses fournies à différents niveaux de résolution, posant le problème de leur normalisation [102, 160]. Enfin, il convient de constater que ces méthodes ne fonctionnent pas nécessairement de manière automatique, nécessitant parfois une initialisation interactive [3, 20] ou une phase de pré-segmentation [2]. Dans le cas contraire, elles requièrent le réglage de constantes (pondérations de paramètres liés aux valeurs propres [69, 160], nombre de degrés dans l'analyse multi-échelle, ...), dont l'évaluation est empirique ou laissée à la charge de l'utilisateur.

6.6 Modèles déformables

6.6.1 Concept

Les techniques de segmentation d'images angiographiques basées sur les modèles déformables considèrent un objet géométrique (courbe, surface, hypersurface, ...) qui, à partir d'une forme et d'une position initiale, évolue progressivement pour venir s'appliquer sur les structures à segmenter (figure 6.5). Cette évolution est généralement régie par un certain nombre de contraintes pouvant prendre la forme de champs de vitesses ou de forces inhérentes aux propriétés du modèle et à son environnement. Ces méthodes se basent essentiellement sur des hypothèses relatives à l'intensité de l'image ainsi qu'à la régularité[5] et à la forme des vaisseaux. Elles peuvent être classées en deux familles utilisant respectivement des modèles géométriques (surfaces maillées, surfaces paramétrées, ...) ou des modèles de type « ensembles de niveaux » (*ang.* level-sets).

6.6.2 Méthodes

Les méthodes de la première famille segmentent les structures vasculaires (parois des vaisseaux [21, 202, 203] ou axes et parois [64, 65, 66, 68]) en les modélisant par un objet géométrique qui, sous l'action de forces internes et externes, est supposé évoluer tant au niveau de sa position que de sa forme pour venir se plaquer sur les vaisseaux étudiés. Les modèles géométriques considérés sont relativement variables (B-splines pour les courbes [64, 65, 66, 68, 203] et les surfaces [64, 65, 66, 68]), NURBS (*ang.* non-uniform rational B-splines) [41], maillage de Delaunay [24, 25] ou fonction radiale définie sur une abscisse curviligne [203]) et sont généralement choisis en fonction de contraintes précises (possibilité d'ajout ou de suppression de points, régularité et positions des sommets du maillage, ...). L'initialisation de ces méthodes est une étape qui conditionne le bon déroulement de la segmentation. Le modèle initial peut être choisi comme une forme arbitraire [21], par un seuillage déterminant une isosurface [202], par la détermination préalable de l'axe du vaisseau [203] (dans le cas de la recherche des parois), ou par la recherche d'un chemin à partir de deux points (dans le cas de la recherche de l'axe d'un vaisseau) [64,

[5] Cette notion de régularité tend à supposer que les objets cherchés, en raison de leur appartenance au monde réel, présentent un bord « lisse » modélisable par une fonction continûment dérivable en tout point.

65, 66, 68]. Une fois le modèle initialisé, il est généralement soumis à un ensemble de forces internes et externes. Les forces internes le contraignent à conserver des propriétés géométriques correctes (continuité, régularité, ...). Les forces externes ont quant à elles pour but de déformer l'objet vers les structures d'intérêt. Ces forces mettent essentiellement en jeu l'intensité des vaisseaux dans l'image, en utilisant son gradient [21, 24, 25, 202] ou un filtrage par analyse de la matrice Hessienne [64, 65, 66, 68]).

Les méthodes de la seconde famille [42, 43, 44, 110, 111, 112, 182, 183, 191] utilisent une approche différente des techniques de modèles déformables classiques. En effet, alors qu'une méthode de la première famille utilise une surface (*i.e.* un objet de dimension 2 dans $\mathbb{R}^3$) pour modéliser les parois d'un vaisseau, les méthodes d'ensembles de niveaux utilisent, dans le même but, une hypersurface (*i.e.* un objet de dimension 3 dans $\mathbb{R}^4$) dont l'intersection avec un hyperplan de $\mathbb{R}^4$ fournit une surface « classique ». Par définition, les techniques à base d'ensembles de niveaux sont naturellement conçues pour déterminer des structures de dimension $n-1$ dans une image de dimension n. La plupart des techniques proposées sont ainsi destinées à segmenter prioritairement les parois des vaisseaux [24, 25, 42, 43, 44, 182, 183, 191, 208], bien que cette segmentation puisse être finalement destinée à l'extraction de leur axe [41]. Quelques travaux ont néanmoins proposé des solutions de segmentation d'axes centraux des vaisseaux de petite taille par des ensembles de niveaux [110, 111, 112], une estimation de leur paroi étant obtenue d'après la courbure de l'image aux points de ces axes. La modélisation de la surface correspondant aux parois des vaisseaux traités est souvent réalisée par un algorithme classique de marching cubes [24, 25, 208]. L'initialisation de ces méthodes semble moins importante pour le bon déroulement de la segmentation que dans le cas de modèles géométriques classiques. Il consiste généralement en la donnée d'un point initial dans le cas des techniques de fast marching level-set [41, 42, 43, 44]. Une forme arbitraire [112] ou un objet déterminé par un seuillage initial [111, 191] peuvent aussi être utilisés. Le modèle initial, une fois estimé, évolue ensuite sous l'influence d'une fonction de vitesse qui joue un rôle équivalent aux forces internes et externes appliquées sur les modèles géométriques classiques. Cette fonction de vitesse implique, à l'instar de ces forces, l'intensité de l'image de manière directe [24, 25], sous forme d'un gradient [110, 112], ou par combinaison des deux approches [183]. Le critère de terminaison de la déformation, pour les deux familles de méthodes, est généralement lié à la stabilisation du modèle (différence entre deux itérations inférieure à un certain seuil [24, 25, 42, 43, 44]).

Il est à noter que certaines méthodes adoptent une stratégie mixte dans laquelle une segmentation initiale par ensembles de niveaux est corrigée par une seconde phase impliquant la déformation d'un modèle géométrique « classique » [24, 25, 41].

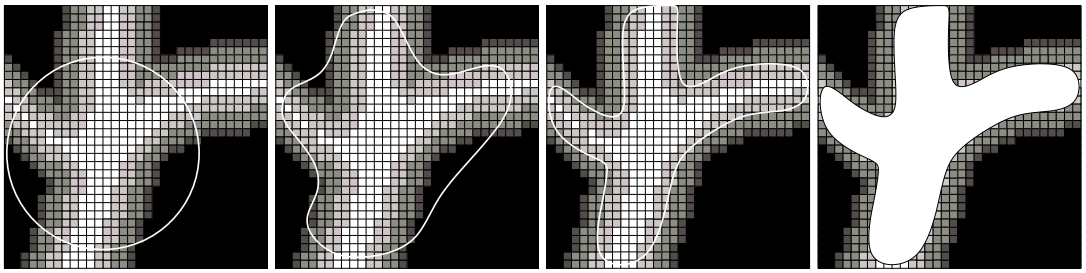

FIG. 6.5 – Exemple de segmentation basée sur un modèle déformable sur une image 2D. De gauche à droite : image initiale à cinq niveaux de gris et modèle initial (cercle blanc), étapes successives de la segmentation jusqu'à obtention du résultat (modèle recalé sur les bords des vaisseaux), segmentation obtenue (en blanc).

6.6.3 Propriétés

De telles méthodes ont été appliquées à la segmentation d'images du cerveau [110, 111, 112, 208] et des artères carotides [65, 66, 68, 203] ou aortique [24, 25, 43, 44, 111, 183] presque exclusivement acquises en ARM. Les techniques proposées semblent notamment être préférentiellement appliquées sur des images angiographiques présentant un excellent contraste (ARM avec injection [41, 183] ou filtrage préalable de l'image [24, 25, 64, 65, 66, 68, 208]). Toutes ces méthodes sont, par définition, capables de fournir des résultats avec une précision sous-voxel, ce qui constitue un avantage non négligeable, notamment pour l'analyse de structures de petite taille. Il est toutefois raisonnable de s'interroger sur la taille minimale des structures qui peuvent être segmentées avec une telle précision. Les travaux proposés dans [110, 111, 112] laissent notamment à penser que la segmentation des petits vaisseaux n'est pas une tâche aisée pour ce type d'outils.

Le potentiel de ces méthodes n'est également pas le même suivant les modèles employés. Ainsi, alors que les techniques par ensembles de niveaux permettent de segmenter tout un arbre vasculaire [110, 111, 112, 208] (les modifications de topologie étant naturellement gérées par ce genre d'approche), les méthodes utilisant des modèles plus conventionnels ne sont destinées qu'à la segmentation de segments de vaisseaux [41, 64, 65, 66, 68, 202], l'obtention d'un arbre complet devant alors être effectué par segmentation successive de chaque branche [203].

Il convient également de noter que ces méthodes sont sensibles à la pertinence des choix concernant l'initialisation des modèles. Dans la mesure où elles sont conçues pour évoluer de manière éventuellement non monotone, la convergence du processus peut dépendre de ces choix. La phase d'initialisation, présentant un caractère critique, fait fréquemment appel à une intervention plus ou moins importante de l'utilisateur (seuillage manuel [202], détermination interactive de points initiaux [41, 42, 43, 44] et terminaux [64, 65, 66, 68], voire détermination manuelle de l'axe du vaisseau [203]). À ce manque d'automaticité vient s'ajouter la nécessité de fournir des contraintes (forces ou fonction de vitesse) adéquates pour mener à bien la déformation du modèle. Ces contraintes faisant éventuellement intervenir plusieurs forces antagonistes et plusieurs paramètres (choix entre intensité, gradient ou filtrage par matrice Hessienne [183]), il convient de déterminer la pondération de chaque composante. Cette pondération est généralement établie de manière relativement empirique, ne garantissant pas l'obtention de résultats optimaux.

6.7 Analyse statistique

6.7.1 Concept

Les méthodes d'analyse statistique utilisent comme principale base de travail l'invariance de l'histogramme des intensités présentes dans une image angiographique, pour une modalité d'image et un organe donnés. Chaque tissu ou famille de tissus étant supposé générer une distribution d'intensité suivant une loi précise, la problématique de ces méthodes revient finalement à déterminer dans quelles proportions interviennent chacune de ces distributions dans l'histogramme (figure 6.6). Pour ce faire, la pratique la plus couramment employée consiste à déterminer préalablement combien de familles de tissus interviennent dans sa composition et quelle est la distribution d'intensité qui les caractérise. Une fois ces choix effectués, l'application d'un algorithme de type EM (*ang.* Expectation-Maximization) permet de déterminer par un processus itératif, quels sont les paramètres inhérents à chacune de ces distributions (moyenne, écart-type, ...) ainsi que leurs poids respectifs. L'hypothèse principale prise en compte par ces méthodes est donc essentiellement liée aux intensités présentes dans l'image.

6.7.2 Méthodes

Plusieurs méthodes basées sur l'application d'un algorithme EM ont été proposées. Toutes se basent sur les propriétés d'intensité propres aux acquisitions ARM du cerveau [30, 31, 33, 154, 155, 197, 198]. Le nombre de distributions supposées composer l'histogramme des intensités de l'image et le choix de leur nature est généralement déduit de l'observation des images et de la forme des histogrammes générés. Dans le cas d'ARM TOF, trois distributions sont considérées, représentant respectivement le fond de l'image et le liquide céphalorachidien, les autres tissus et enfin les structures vasculaires. Ces trois distributions ont donné lieu à diverses modélisations (Gauss-Gauss-uniforme [197, 198], Rayleigh-2×normale-normale [155]). Dans le cas plus fréquent d'ARM PC, seules deux distributions, l'une pour le fond de l'image et l'autre pour les structures vasculaires, sont considérées. Là encore, plusieurs variantes ont été proposées pour leur modélisation (Gauss-uniforme [154], Rice-uniforme [30], Maxwell/Gauss-uniforme [31, 32, 33], Maxwell-uniforme [32]). Le nombre de classes à discriminer et les distributions les modélisant étant choisies, l'algorithme EM est destiné à déterminer les paramètres relatifs à ces dernières. Cet algorithme étant itératif, il requiert la donnée de valeurs permettant de l'initialiser. Ces paramètres (poids associés à chaque distribution, moyenne et écart-type pour les distributions Gaussiennes, ...) sont généralement fournis de manière automatique suivant des règles heuristiques [31, 155, 197, 198]. La terminaison de cet algorithme, qui comme la plupart des traitements guidés par la minimisation d'une fonction de coût ne possède pas de critère d'arrêt naturel, est également soumise à des règles empiriques (nombre maximal d'itérations fixé [198]). La détermination des positions et des poids des différentes distributions fournit finalement un critère de discrimination pour la détection des structures vasculaires. Un point de l'image étant généralement considéré comme faisant partie d'un vaisseau si sa probabilité d'appartenir à la distribution des structures vasculaires est plus élevée que celle d'appartenir à toute autre distribution, certaines méthodes sont basées sur un simple seuillage [31, 32]. Des techniques plus sophistiquées peuvent néanmoins être proposées telles que l'utilisation de seuillage à hystérèse

[197] ou de seuillage adaptatif [123, 154, 198] autorisés par une application itérative ou hiérarchique de l'algorithme EM sur différentes parties de l'image. La segmentation obtenue par seuillage peut également être raffinée par l'utilisation d'outils adaptés (croissance de région [154]) ou préalablement contrainte par une sélection interactive des zones de recherche [197]. Il est à noter que quelques méthodes ont proposé une utilisation de modèles statistiques sous des formes ou sur des données moins conventionnelles. Ainsi dans [34], l'évolution des distributions d'intensité est intégrée comme une composante de l'énergie à minimiser par un modèle déformable par ensembles de niveaux. Dans [31, 32], une mesure de la cohérence de phase obtenue par l'étude des trois images de vitesse de flux orthotropes fournies en ARM PC, est modélisée en plus de l'image angiographique conventionnelle. Cette approche, reprenant une technique proposée dans [171], procure ainsi une source d'information supplémentaire autorisant une segmentation plus précise.

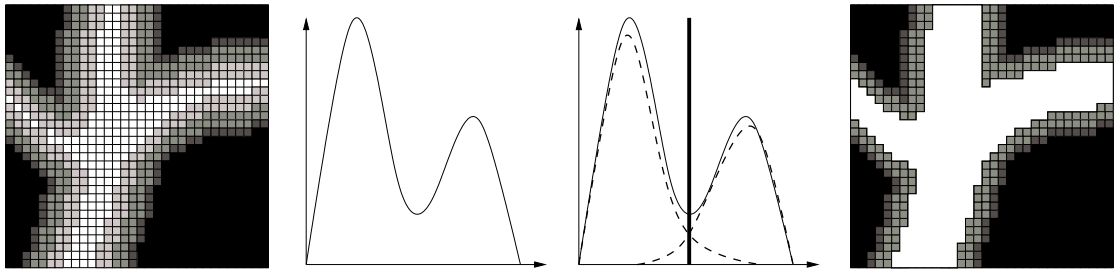

FIG. 6.6 – Exemple de segmentation basée sur des outils d'analyse statistique sur une image 2D. De gauche à droite : image initiale à cinq niveaux de gris, histogramme des intensités de l'image, décomposition de l'histogramme en deux distributions modélisant les intensité de deux classes de points, non vasculaires et vasculaires (l'intersection entre les courbes des deux distributions détermine la valeur de seuil à partir de laquelle les points peuvent être considérés comme vasculaires), segmentation de l'image par seuillage (en blanc).

6.7.3 Propriétés

Ces méthodes, basées sur les propriétés d'intensité spécifiques au mode d'acquisition des images et à leur contenu, sont généralement très spécialisées. Ainsi, presque toutes ont été conçues pour le traitement d'ARM cérébrales (généralement artérielles). Si elles semblent fournir des résultats apparemment satisfaisants, tirant parfois avantage d'approches itératives [154, 197] ou hiérarchiques [198], elles présentent néanmoins plusieurs faiblesses. Tout d'abord, les résultats qu'elles fournissent sont très fortement corrélés aux modèles de distribution choisis qui peuvent, suivant leur pertinence, biaiser plus ou moins largement les résultats [155], nécessitant parfois l'utilisation de modélisations hybrides [32]. Par ailleurs, la convergence de l'algorithme EM (dépendante de la qualité de l'initialisation des paramètres) n'est pas garantie et nécessite donc l'application d'un critère d'arrêt arbitraire. Les méthodes visant à utiliser des stratégies hiérarchiques [198] (raffinement de l'analyse sur des sous-volumes de l'image de plus en plus petits), si elles peuvent permettre de pallier ces problèmes, se heurtent pour leur part à la gestion de multiples cas où les modèles d'intensité choisis ne sont plus valides. Enfin, les traitements réalisés après la détermination des paramètres pertinents par l'algorithme EM, restent encore peu évolués, prenant souvent la forme de seuillages et nécessitant donc l'application de post-traitements destinés à la correction des résultats.

6.8 Intelligence artificielle

6.8.1 Concept

Les méthodes de segmentation basées sur des concepts d'intelligence artificielle peuvent être classées en deux familles distinctes. Une première famille regroupe les stratégies dont l'objectif est la reconstruction d'un vaisseau (*i.e.* de son axe) par la recherche d'un chemin optimal dans l'image (figure 6.7). De telles techniques consistent à déterminer, étant donnés deux points extrémités, quelle est la trajectoire les reliant et minimisant une fonction de coût, la définition de ce coût devant être à même de permettre la détermination des structures vasculaires. Les méthodes de la deuxième famille visent à déterminer quelles sont les structures vasculaires de l'image par des processus de classification traitant les voxels regroupés sous forme de primitives plus volumineuses (composantes connexes). De telles approches peuvent notamment requérir des outils tels que les réseaux de neurones ou la logique floue.

6.8.2 Méthodes

Plusieurs méthodes de recherche de chemin ont été proposées, essentiellement pour la segmentation de vaisseaux de petite taille. Ces méthodes sont généralement interactives dans la mesure où elles nécessitent la donnée de deux points extrêmes du vaisseau considéré [130, 199, 204]. De telles stratégies impliquent donc que seul le segment de vaisseau supposé exister entre ces deux points peut être segmenté. Dans [204], une seconde technique est néanmoins proposée pour déterminer, à partir d'un seul point, tout un arbre vasculaire en calculant les chemins optimaux sur toute l'image et en ne conservant que les branches significatives. Le coût que doit minimiser le chemin est généralement lié à sa longueur ainsi qu'à l'intensité des points qu'il parcourt. Afin de mieux prendre en compte ce dernier paramètre, il est possible de prétraiter les images par des filtrages tels que ceux présentés en section 6.5 [130, 199].

Quelques travaux ont également été menés sur des thématiques de classification [89, 90]. Après une première phase de simplification par seuillage éliminant la plupart des structures anatomiques et conservant essentiellement les structures vasculaires et les tissus graisseux, une segmentation par ligne de partage des eaux sur l'image gradient décompose le volume de l'image en une série de composantes connexes. Ces primitives sont alors étiquetées comme vasculaires ou non selon plusieurs critères discriminants (circularité de la section, élongation et intensité). La décision concernant l'appartenance d'une primitive au réseau vasculaire se fait alors en fusionnant ces différentes informations par des concepts de logique floue [89] intégrant des règles heuristiques, ou en utilisant un réseau de neurones [90] qui permet une phase d'apprentissage supervisé.

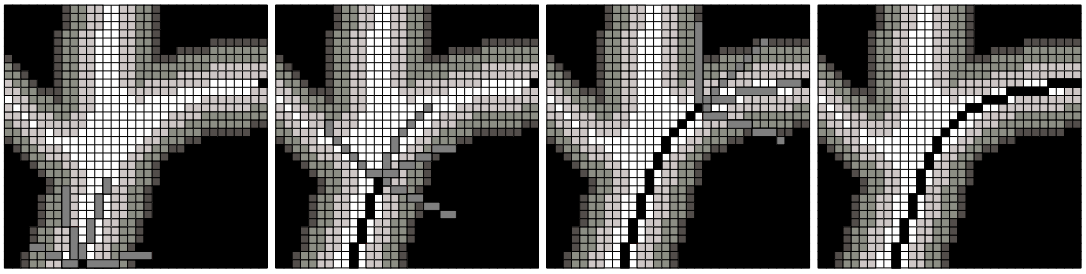

FIG. 6.7 – Exemple de segmentation basée sur des outils d'intelligence artificielle (recherche de chemin optimal) sur une image 2D. De gauche à droite : image initiale à cinq niveaux de gris (points extrêmes en noir, en bas et à droite de l'image), trois étapes successives de la segmentation jusqu'à obtention du résultat (axe segmenté en noir, chemins étudiés en gris). Le chemin choisi ici optimise un coût relatif à l'intensité des points de l'image et à la distance entre les deux points extrémités.

6.8.3 Propriétés

Les méthodes basées sur la recherche de chemins optimaux ont été essentiellement appliquées à la segmentation des vaisseaux de petite taille (artères rénales [204] et coronaires [130, 199]). Ne détectant que l'axe central du vaisseau considéré, elles peuvent en effet s'avérer peu robustes pour la segmentation de structures plus larges pour lesquels les chemins générés sont susceptibles de diverger assez sensiblement de l'axe central. Elles sont néanmoins les seules dont on peut raisonnablement supposer qu'elles puissent segmenter des structures vasculaires de taille inférieure à la résolution de l'image, dans la mesure où leur mode opératoire leur permet de s'affranchir des effets de volume partiel. Toutefois, de telles méthodes sont peu susceptibles de fonctionner de manière automatique, notamment sur des structures arborescentes.

En ce qui concerne les méthodes de classification, bien que leur développement soit encore marginal et que le processus de discrimination entre structures vasculaires et autres tissus nécessite une segmentation préalable et non automatique de l'image, elles constituent probablement l'une des premières tentatives d'intégration et d'apprentissage de connaissance anatomique pour la segmentation de vaisseaux. Il est toutefois encore difficile d'évaluer la qualité de leurs résultats et l'importance de la part de traitement non automatique préliminaire par rapport à la phase de classification.

Chapitre 7

Analyse

Ce chapitre présente une discussion de la méthodologie générale de segmentation d'images angiographiques développée depuis une quinzaine d'années, ainsi que d'éventuelles perspectives d'évolution. Dans la section 7.1, une analyse de cette méthodologie est proposée, mettant notamment en évidence ses principales faiblesses et limitations actuelles. Cette analyse aboutit, dans la section 7.2, à la proposition d'une série de stratégies alternatives destinées à tenter de corriger les défauts constatés. Certaines de ces stratégies, qui n'ont pas encore été explorées, servent de base aux travaux présentés dans les parties III et IV.

7.1 Analyse des méthodes existantes

7.1.1 Hypothèses

Toutes les méthodes existantes reposent de manière plus ou moins directe sur une hypothèse fondamentale relative à l'intensité du signal dans les images traitées. Une étude de ces méthodes met ainsi généralement en évidence l'usage d'un ou plusieurs seuillages lors du déroulement de la quasi totalité des processus de segmentation. Les images angiographiques étant générées de manière à procurer aux structures vasculaires (*i.e.* au flux sanguin) un signal plus élevé que tous les autres tissus, l'usage intensif de cette hypothèse est évidemment justifié en première approche, bien qu'il n'autorise pas de discrimination entre le signal généré par les structures d'intérêt et celui issu du bruit ou d'éventuels artefacts.

Une seconde hypothèse est également utilisée fréquemment, bien que moins systématiquement. Elle concerne la nature géométrique (filiforme et continue) des vaisseaux. Cette hypothèse autorise tout d'abord l'utilisation d'outils utilisables dans le cas de structures tubulaires (filtres, éléments structurants, recherche de chemin, recherche de lignes de crête, modèles déformables, ...). La continuité des structures vasculaires (*i.e.* leur organisation en une seule composante connexe) est quant à elle propice à l'utilisation d'outils de détection travaillant de proche en proche (croissance de région, suivi de vaisseaux, ...). Globalement, cette hypothèse permet d'utiliser la plupart des techniques de traitement d'images classiques requérant un a priori plus ou moins sophistiqué sur la forme des structures recherchées.

Ces deux hypothèses, modélisant les vaisseaux comme des structures filiformes ou tubulaires organisées en une composante connexe et présentant un signal plus élevé que tout autre tissu dans l'image, sont fondamentales et décrivent les structures vasculaires de manière relativement fidèle dans le cadre des images angiographiques. Outre quelques hypothèses supplémentaires qui sont discutées dans la section 7.2 et qui ont été prises en compte dans quelques méthodes, il est possible d'affirmer que la majeure partie des techniques proposées dans la littérature se basent uniquement sur ces seuls éléments de connaissance pour définir et guider les traitements mis en œuvre.

7.1.2 Limitations

Comme il a pu être constaté dans le chapitre précédent, les méthodes existantes présentent encore un certain nombre de défauts et de limitations qui expliquent probablement pourquoi peu d'entre elles ont déjà donné lieu à une utilisation en routine clinique.

Le manque d'automaticité est probablement l'un des principaux problèmes auxquels elles sont confrontées. La détermination de paramètres visant à guider la segmentation (points initiaux, points finaux, valeurs de seuil)

peut rendre l'usage des outils de segmentation relativement pénible, nuisant finalement à leur ergonomie. Ceci est d'autant plus vrai que cette interactivité implique qu'un utilisateur potentiel (qu'il est raisonnable de supposer non spécialiste en traitement d'images) doit être préalablement formé à l'usage de tels outils afin de comprendre non seulement leur fonctionnement, mais également l'impact de chaque paramètre sur leurs résultats. Par ailleurs, l'interactivité des méthodes risque d'obliger un tel utilisateur à assister le processus durant tout ou partie de son déroulement. Enfin, elle interdit l'application systématique des méthodes sur une base d'images éventuellement volumineuse dans le cas de traitements de groupe.

Le manque de robustesse, dans le cas de réseaux vasculaires complets et éventuellement complexes, est également l'un des défauts majeurs des méthodes existantes. Certains outils, apparemment fiables, ont été conçus pour la segmentation partielle de structures vasculaires [80], notamment pour l'analyse de segments de vaisseaux destinée à l'aide au diagnostic, à la recherche et à la quantification de pathologies. Les techniques destinées à segmenter tout un réseau vasculaire sont pour leur part encore loin de pouvoir fournir des résultats aussi fiables. Elles se heurtent en effet à plusieurs difficultés inhérentes à la nature de ces réseaux. D'une part, elles doivent pouvoir proposer une segmentation correcte pour des vaisseaux de tailles très variables, allant de structures de large diamètre en début d'arbre vasculaire jusqu'à des vaisseaux de taille proche de la résolution de l'image, à ses extrémités. Les techniques de segmentation existantes étant généralement dédiées à l'une ou l'autre de ces catégories de vaisseaux, les méthodes globales ne sont généralement pas en mesure de fournir des résultats entièrement fiables sur la totalité du réseau. D'autre part, l'obtention d'une segmentation respectant les propriétés structurelles (*i.e.* la topologie) du réseau vasculaire est également un problème relativement ouvert. La complexité de certains arbres vasculaires (éventuellement entremêlés si les structures veineuses et artérielles sont simultanément visibles), alliée à la présence d'artefacts pouvant rendre un signal vasculaire irrégulier, voire inexistant dans les pires cas, est encore un frein à l'obtention de segmentations topologiquement correctes, qui pourraient permettre une analyse plus aisée.

Enfin, la présence de bruit et d'artefacts de diverses natures rend, globalement, la segmentation des structures vasculaires encore peu fiable. Le rapport signal/bruit des images angiographiques 3D, et notamment celui des ARM, constitue un handicap pour les méthodes de segmentation malgré l'existence de nombreuses stratégies de prétraitement et de filtrage. Ce handicap est d'autant plus flagrant que ces méthodes sont essentiellement basées sur des hypothèses relatives à l'intensité du signal dans ces images. Un effet secondaire notable est la difficulté qu'éprouvent ces méthodes à segmenter les structures vasculaires avec une précision sous-voxel. Si certaines stratégies (modèles déformables, analyse différentielle) semblent en mesure de proposer un tel degré de précision pour des vaisseaux de taille supérieure au voxel, la segmentation des vaisseaux, eux-mêmes à la limite de résolution de l'image, reste encore un problème ouvert.

7.1.3 Synthèse

Il ressort de ces quelques considérations, ainsi que du chapitre précédent, que l'ensemble des techniques de segmentation se caractérise, d'une part, par l'usage d'un ensemble relativement pauvre d'hypothèses sur les images traitées, et d'autre part, par une grande variété des stratégies de traitement d'images mises en œuvre. Si l'utilisation assez exhaustive de ces techniques s'explique par la jeunesse du domaine, durant laquelle il est raisonnable de mettre à l'épreuve les différents outils existants, celle d'hypothèses très restreintes sur les images est en revanche moins justifiée. Il semble que les techniques de segmentation développées jusqu'à présent se soient beaucoup plus focalisées sur la mise à profit des outils de traitement d'images existants et sur la puissance de calcul et de traitement de volumes de données importants des outils informatiques, que sur la capacité à prendre en compte la valeur sémantique des images traitées. Dans la mesure où les experts humains possèdent déjà cette aptitude à « comprendre » les images et éventuellement à apprendre de nouvelles informations à partir de leur étude pour enrichir leur analyse, les techniques de segmentation apparaissent essentiellement, à l'heure actuelle, comme des outils visant à accélérer le travail de ces experts, apportant une plus-value plus quantitative que qualitative. Le manque de robustesse et d'automaticité des méthodes existantes tend toutefois à mettre en évidence l'insuffisance de cette approche. Il semble en effet, que les techniques développées suivant la méthodologie actuelle ne soient généralement pas en mesure d'autoriser la création d'outils suffisamment fiables pour être réellement utilisés en routine clinique. Dans la section suivante, un certain nombre de pistes qui pourraient permettre d'améliorer la qualité des outils de segmentation d'images angiographiques 3D, sont discutées.

7.2 Stratégies alternatives

En l'espace d'une quinzaine d'années de recherche, on peut considérer que la plupart des techniques de traitement d'images ont été appliquées avec plus ou moins de réussite dans le cadre de la segmentation des données angiographiques 3D. Bien qu'il soit possible de continuer à approfondir les approches déjà proposées, il semble inévitable, à plus ou moins long terme, que de nouvelles manières de penser la segmentation des structures vasculaires doivent être considérées pour améliorer la qualité des résultats obtenus ainsi que la manière de les obtenir. Certaines des stratégies alternatives présentées dans ce qui suit ont déjà été partiellement étudiées, d'autres restent encore à explorer et à valider.

7.2.1 Méthodes hybrides

Une première solution assez fréquemment mise en pratique pour améliorer la segmentation des images angiographiques, consiste à proposer des algorithmes utilisant plusieurs concepts de traitement d'images pour tirer parti des avantages de chacun tout en atténuant leurs faiblesses respectives. De telles méthodes hybrides ont ainsi été proposées, impliquant généralement deux types de stratégies :

- filtrage/croissance de région [88] ;
- morphologie mathématique/croissance de région [37, 122] ;
- morphologie mathématique/intelligence artificielle [89, 90] ;
- analyse différentielle/intelligence artificielle [130, 199] ;
- analyse différentielle/modèles déformables [65, 66, 68] ;
- analyse statistique/morphologie mathématique [197] ;
- analyse statistique/modèles déformables [34] ;

voire plus de deux, dans certains cas (modèles déformables, analyse différentielle, analyse statistique et intelligence artificielle dans [183]). Ce type de solution constitue généralement la principale alternative aux limitations des méthodes existantes. Malgré tous les avantages que ce genre d'approche peut sembler apporter, le couplage de différents concepts de traitement d'images présente néanmoins un potentiel limité à long terme. En effet, s'il permet d'utiliser au mieux les avantages de diverses techniques, il n'apporte ni n'utilise d'information supplémentaire qui pourrait permettre un traitement plus fin des images. L'apport de telles informations pourrait notamment être fait par l'utilisation de données multimodales ou l'intégration de connaissance a priori relative au problème.

7.2.2 Utilisation de données multimodales

La quasi totalité des méthodes de segmentation des vaisseaux s'est focalisée, depuis la création de l'imagerie angiographique, sur le traitement d'images monomodales. Il est vrai que l'examen d'un patient (coûteux, long, et parfois susceptible d'être dangereux pour sa santé) ne donne que rarement lieu à plusieurs acquisitions d'images, et à plus forte raison d'images de différentes modalités. Dans les rares travaux menés sur des images angiographiques bimodales, il a néanmoins été démontré que la multiplicité des sources d'information procurait un net avantage en termes d'efficacité de la segmentation et de fiabilité des résultats. Les premiers travaux allant dans ce sens ont été présentés dans [157, 158]. La méthode qui y est proposée est conçue pour effectuer la segmentation de vaisseaux à partir de deux images angiographiques (angiographie soustraite 2D par rayon X et ARM 3D). Un algorithme de croissance de région est ainsi mené en parallèle sur les images, recalées à l'aide de marqueurs, autorisant l'utilisation de la nature tridimensionnelle de l'ARM tout en disposant du degré de résolution des images par rayons X. Plus récemment, la reconstruction 3D de vaisseaux à partir d'images angiographiques 2D, soustraites et par ultrasons intravasculaires, a été proposée dans [11, 12, 141]. Une première phase de fusion géométrique permet de mettre en correspondance l'information transversale 2D fournie par l'image par ultrasons avec l'information longitudinale 2D fournie par deux images par rayons X. Une seconde phase propose une reconstruction 3D du contour du vaisseau étudié par utilisation d'une technique de minimisation d'énergie.

Ces travaux constituent les quelques rares exemples d'utilisation d'images angiographiques multimodales à des fins de segmentation. Si de telles méthodes sont rares, les méthodes utilisant des données multimodales angiographiques et non angiographiques sont pour leur part inexistantes. L'usage simultané d'images angiographiques (ATDMS ou ARM) et d'images classiques (notamment IRM) pourrait toutefois s'avérer extrêmement utile. En effet, les vaisseaux de taille élevée représentent un volume non négligeable et sont donc susceptibles d'être identifiés dans des images non angiographiques. Par ailleurs, les vaisseaux plus petits, s'ils sont plus difficilement identifiables en imagerie conventionnelle, peuvent néanmoins présenter des rapports connus avec les autres structures

anatomiques permettant de caractériser leur présence. Il ne semble donc pas déraisonnable d'espérer tirer avantage de l'usage simultané d'images bimodales angiographiques et non angiographiques à des fins de segmentation. Ceci semble d'autant plus réalisable que certaines modalités d'acquisition (ARM PC) fournissent, par définition, de telles images multimodales.

7.2.3 Utilisation de connaissance a priori

L'utilisation de connaissance a priori est l'une des principales bases de travail en segmentation d'images. Dans le cadre du traitement des images angiographiques, cette connaissance peut essentiellement être de deux natures : relative au processus d'acquisition des images ou relative aux structures qu'elles représentent. Il a été observé précédemment que la principale hypothèse liée à l'acquisition des images consistait à considérer que les structures vasculaires étaient modélisées par les parties les plus intenses du signal. En ce qui concerne le contenu des images, la seule hypothèse couramment utilisée est liée à la nature tubulaire et continue des vaisseaux. La taille restreinte de cet ensemble d'hypothèses aboutit à la création d'outils relativement génériques, et de ce fait, pas nécessairement aussi adaptés à la problématique qu'ils pourraient l'être[1]. La prise en compte de la valeur sémantique des images traitées peut donc apparaître comme un moyen d'apporter une quantité non négligeable d'information et d'éléments de connaissance, destinée à spécialiser les outils de segmentation au cas des images angiographiques, afin d'en augmenter l'efficacité.

Suivant cette approche, quelques travaux ont tenté de mettre à profit des éléments de connaissance a priori propres aux images angiographiques. Dans [41, 65, 66], des méthodes par modèle déformable sont ainsi susceptibles de déterminer ou modifier les paramètres de leur fonction d'énergie externe pour s'adapter à la modalité des images (ARM PC ou TOF, ARM avec injection de produit de contraste) dont le signal peut présenter des propriétés différentes aux bords des vaisseaux [84, 194]. Des éléments de connaissance concernant les propriétés anatomiques des structures vasculaires ont également été intégrés dans quelques méthodes. Dans [47, 48, 204], la connaissance relative à la nature arborescente des structures étudiées autorise l'utilisation d'outils topologiques permettant de guider la segmentation. On peut toutefois constater que ces quelques propriétés ne constituent qu'un sous-ensemble encore restreint des éléments de connaissance a priori qui pourraient être intégrés dans les processus de segmentation, notamment en regard des nombreux invariants anatomiques[2] relatifs à la position, la forme, la taille ou les relations des vaisseaux avec d'autres organes, tels que ceux discutés en section 2.5.

Il est à noter que l'utilisation de tels éléments de connaissance pourrait autoriser une nouvelle lecture des méthodes hybrides. Jusqu'à présent ces méthodes ont toujours eu le même type d'approche du problème consistant à fusionner les avantages de différentes stratégies pour la segmentation d'une même structure. Or il a été constaté que la qualité des différentes techniques existantes est fortement inhérente à la nature des structures étudiées (taille, forme, régularité, ...). Dans le cas de réseaux vasculaires complexes, incluant généralement des vaisseaux de différents types, il serait alors raisonnable d'envisager le développement de méthodes dont la stratégie de segmentation dépend des propriétés de ces vaisseaux.

7.2.4 Segmentations concurrente et concourante

Des méthodes de segmentation concurrentes ont déjà été développées dans le cadre de l'analyse d'images angiographiques. En général, ces méthodes sont exclusivement dédiées à la séparation des structures artérielles et veineuses [105, 180, 183]. Les segmentations des différents vaisseaux sont alors supposées être menées en parallèle, se contraignant mutuellement pour aboutir à un résultat cohérent. Cette méthodologie, appliquée uniquement aux structures vasculaires dans une même image, pourrait être étendue, notamment grâce à l'utilisation d'images multimodales et de connaissance anatomique a priori. En effet, l'utilisation d'images visualisant des structures vasculaires et non vasculaires, ainsi que la connaissance des relations entre ces structures, pourrait permettre les segmentations simultanées des vaisseaux et des tissus les avoisinant, aboutissant à de telles approches concurrentes, ou à des segmentations successives, chacune d'entre elles permettant de guider les suivantes, aboutissant à

[1] Un exemple représentatif de cette façon de penser les outils de segmentation (et notamment de segmentation d'images angiographiques) est illustré dans [170], où une méthode de détection des structures curvilinéaires est proposée et indifféremment appliquée à des images 2D aériennes ou angiographiques, qui bien que possédant des caractéristiques assez similaires, représentent des objets fondamentalement différents dont les propriétés propres ne sont pas prises en compte.

[2] Les propriétés inhérentes aux modalités d'acquisition n'ayant pas fait l'objet d'études approfondies dans ces travaux, il est difficile d'évaluer quel pourrait être leur impact sur l'amélioration des méthodes. Il est toutefois raisonnable de penser que l'intégration de telles propriétés pourrait permettre d'améliorer les techniques de segmentation, notamment en ce qui concerne leur robustesse face à d'éventuels artefacts et à la faiblesse du rapport signal/bruit.

des approches concourantes.

Dans les parties suivantes, un certain nombre de travaux visant à explorer ces stratégies alternatives, sont présentés. Ils sont notamment consacrés à la création de méthodes d'analyse d'images angiographiques présentant le moins d'interactions possibles avec l'utilisateur et permettant la segmentation de vaisseaux ou de réseaux vasculaires complets. Dans la suite de ce manuscrit, l'utilisation de connaissance anatomique a priori et de données multimodales aboutit non seulement à la création de processus de segmentation d'images angiographiques (partie IV) mais également à la description de solutions de modélisation de la connaissance utilisée par ces méthodes (partie III).

Troisième partie

Modélisation de connaissance anatomique

Chapitre 8

Connaissance a priori

Comme il a été constaté dans la partie II, la quasi totalité des techniques de segmentation d'images angiographiques se basent sur un ensemble d'éléments de connaissance extrêmement réduit, se limitant essentiellement à utiliser l'intensité du signal et la nature globalement tubulaire des vaisseaux. Un usage plus intensif de connaissance, notamment anatomique, peut toutefois présenter un avantage certain en permettant de guider de manière évolutive et cohérente des outils de segmentation. Cette hypothèse soulève la question de la modélisation de cette connaissance anatomique. La section 8.1 discute des moyens d'une telle modélisation puis traite des travaux concernant les approches par atlas. La section 8.2 indique quelles sont les formes que peuvent prendre un atlas vasculaire cérébral en fonction de la connaissance à modéliser. Ce chapitre permet notamment de justifier et introduire les atlas et protocoles de création d'atlas présentés dans les chapitres 9 et 10.

8.1 Solutions de modélisation de connaissance

8.1.1 Outils de modélisation

Il existe différents outils autorisant la modélisation de connaissance en général (graphes, diagrammes, spécifications formelles, automates, atlas, ...). Certains d'entre eux ont notamment été appliqués à la modélisation de connaissance anatomique. Parmi ceux-ci, les graphes fournissent un outil qui, s'il est adapté à la représentation d'information relative à des propriétés d'adjacence et de topologie [8, 113], reste néanmoins incapable de prendre en compte la dimensionnalité des structures, notamment la nature volumique des images 3D. Une solution alternative afin de prendre en compte la nature spatiale des images considérées peut alors consister à avoir recours au concept d'atlas. Un atlas peut être vu comme une carte synthétisant des informations relatives à un espace ou une partie d'un espace donné. Concrètement, dans le cas de données médicales 3D, si l'on dispose d'une image $\mathcal{I}$ de dimensions d_x, d_y, d_z, à valeurs dans $\mathbb{Z}$ qui peut être définie sous forme fonctionnelle par :

$$\left| \begin{array}{rccc} \mathcal{I} : & [0, d_x - 1] \times [0, d_y - 1] \times [0, d_z - 1] & \rightarrow & \mathbb{Z} \\ & (x, y, z) & \mapsto & v \end{array} \right. ,$$

un atlas $\mathcal{A}$ associé à $\mathcal{I}$ consiste alors en la donnée d'une fonction :

$$\left| \begin{array}{rccc} \mathcal{A} : & [0, d_x - 1] \times [0, d_y - 1] \times [0, d_z - 1] & \rightarrow & K \\ & (x, y, z) & \mapsto & c \end{array} \right. ,$$

où K représente un ensemble permettant de modéliser la connaissance souhaitée et c est un élément de cette connaissance. Par définition, les atlas constituent donc un moyen immédiat de modélisation spatiale de la connaissance. La principale difficulté consiste alors à définir de manière pertinente un ensemble K. Des solutions relatives à la définition de tels ensembles sont notamment proposées en section 8.2.

8.1.2 Atlas vasculaires

L'utilisation d'atlas cérébraux, tant anatomiques que fonctionnels est relativement fréquente dans le cadre de l'analyse ou de la segmentation d'images médicales [19, 119, 188, 189]. En revanche, les atlas vasculaires

cérébraux sont beaucoup moins nombreux dans la littérature. Bien qu'il existe des atlas indiquant les territoires vasculaires des principaux vaisseaux du cerveau (*i.e.* les zones alimentées par ces vaisseaux) [45], ces derniers sont essentiellement, voire uniquement, descriptifs et dédiés aux études anatomiques. Ils traitent par ailleurs moins des vaisseaux cérébraux que de leurs fonctionnalités.

Les premiers travaux relatifs à la création d'atlas vasculaires ont été proposés en 2003 dans [28, 40][1]. La technique décrite y est dédiée à la création d'atlas à partir d'une base d'images angiographiques. Les vaisseaux sont, dans un premier temps, extraits par segmentation. Dans [28], une carte de distance inverse est ensuite calculée à partir de chaque image binaire obtenue. Finalement, l'une des cartes de distance étant choisie comme référence, les autres sont recalées de manière affine sur celle-ci (ce recalage est également effectué sur des IRM T_2 associées aux images angiographiques dans [40], sans que la cohérence spatiale entre les différentes modalités d'images soit rigoureusement vérifiée, ni que la preuve des relations existant entre les structures vasculaires et non vasculaires ait été faite). Les images moyenne et de variance obtenues constituent finalement l'atlas vasculaire. Il synthétise donc uniquement des informations relatives à la position des vaisseaux et à leur variabilité. Cette méthode de création d'atlas (applicable à tout réseau vasculaire) a notamment été appliquée sur des ARM artérielles cérébrales, essentiellement dans un objectif d'analyse des variations pour l'aide au diagnostic et à la planification chirurgicale.

8.2 Invariants anatomiques et modélisation par atlas vasculaires

8.2.1 Types d'invariants

En ce qui concerne les structures vasculaires cérébrales, il a été constaté dans la section 2.5 qu'il existe de multiples invariants anatomiques relatifs aux vaisseaux, pouvant être utilisés à des fins de segmentation. Il est possible de classer ces invariants en deux familles distinctes représentant respectivement les invariants quantifiables et non quantifiables. La famille des invariants anatomiques quantifiables regroupe toutes les propriétés susceptibles d'être modélisées sous forme de champs scalaires ou vectoriels. Elle contient, entre autres, les invariants relatifs à :

- la taille des vaisseaux (modélisable par $\mathbb{R}^+$) ;
- leur orientation (modélisable par $[0, \pi[\times[0, \pi[$) ;
- leur position (modélisable par $\mathbb{B} = \{0, 1\}$) ;
- leur probabilité de présence (modélisable par $[0, 1]$).

La famille des invariants anatomiques non quantifiables regroupe, pour sa part, toutes les propriétés nécessitant une modélisation qui, pour être explicite, requiert l'utilisation d'objets mathématiques plus sophistiqués qu'une valeur (ou un ensemble de valeurs) numérique(s). Elle contient les invariants relatifs à :

- la forme des vaisseaux (nécessitant la représentation d'une famille de surfaces, de volumes ou de toute fonction modélisant de telles structures) ;
- leur topologie (nécessitant une structure de graphe en cas de topologie complexe) ;
- leurs relations avec d'autres structures cérébrales (nécessitant une liste de relations d'adjacence représentée sous une forme éventuellement plus riche qu'un graphe, dans la mesure où ces adjacences mettent en jeu des volumes présentant des surfaces de contact souvent complexes).

Il convient de remarquer que la représentation de ces éléments de connaissance (dont la liste fournie ici est probablement non exhaustive), selon qu'elle donne lieu à des modélisations implicites ou explicites, influe de manière importante sur les algorithmes susceptibles de les utiliser. Ce point sera notamment discuté dans la partie IV.

8.2.2 Types d'atlas

La représentation des invariants précédemment décrits peut donner lieu à la création de différents types d'atlas. Deux formes particulières d'atlas, possédant chacune des propriétés spécifiques, sont présentées : les atlas par champs et les atlas par régions.

[1] Il est à noter que les travaux relatifs à la création d'atlas vasculaires présentés dans ce manuscrit ont été effectués parallèlement à ceux publiés dans [28, 40]. Il n'existe donc pas de lien de causalité entre les méthodes présentées dans ces deux articles et celles décrites dans cette partie.

Atlas par champs

Un atlas par champs peut être vu comme une fonction $\mathcal{A}$, telle qu'elle est définie dans la section 8.1. À chaque point (x, y, z) de son ensemble de définition est alors associée une valeur de K. Cet ensemble K modélise, dans un tel cas de figure, la connaissance sous forme de champs scalaires ou vectoriels, et s'exprime alors comme un produit cartésien :

$$K = \prod_i K_i,$$

dans lequel chaque ensemble K_i modélise un champ donné.

De tels atlas présentent l'avantage de permettre une modélisation de la connaissance relativement fine, puisqu'à chaque point de l'espace représenté, une valeur ou une série de valeurs particulières est fournie. Ce type d'atlas est particulièrement adapté à la représentation de connaissance naturellement quantifiable. Les exemples les plus naturels d'atlas par champs sont ainsi les atlas par champs scalaires[2]. Dans le cas de tels atlas, l'ensemble K peut souvent être représenté de manière plus ou moins immédiate par un sous-ensemble de $\mathbb{R}^n$. Ainsi, des invariants tels que la taille des vaisseaux, leur orientation, leur position, ou leur probabilité de présence sont tout à fait susceptibles d'être considérés sous la forme d'atlas par champs, qui permettent alors leur modélisation explicite. Un exemple d'atlas par champs est décrit en section 10.2.

De tels atlas ne sont toutefois pas parfaitement adaptés à la représentation de connaissance non quantifiable ne nécessitant ou ne permettant pas une représentation point par point. Dans de telles situations, l'utilisation d'atlas par régions peut s'avérer souhaitable.

Atlas par régions

Étant donnée une propriété ou un ensemble de propriétés à modéliser, un atlas par régions décompose l'espace sur lequel il est défini en différentes zones constituant une partition de ce dernier. Chacune de ces zones est alors supposée représenter une région sur laquelle ces propriétés sont globalement invariantes. En première approche, de tels atlas peuvent apparaître comme une version plus grossière des atlas par champs. Dans le cas de propriétés modélisables par champs scalaires, un atlas par régions serait ainsi simplement le résultat d'un seuillage multivalué d'un atlas par champs. Ils présentent toutefois certains avantages non négligeables.

En effet, si de tels atlas permettent une représentation moins fine de la connaissance, notamment dans le cas où cette dernière se prête à une représentation par champs scalaires, il peut arriver que dans certaines situations, l'état de cette connaissance ou la capacité à l'extraire ne soient pas suffisants pour autoriser une modélisation point par point. Dans de tels cas, où il n'est pas utile de proposer un modèle de représentation plus fin que la connaissance qu'il modélise, l'emploi d'un atlas par régions est tout à fait justifié. Par ailleurs, la décomposition de l'espace en différents volumes peut permettre d'associer à chacun de ceux-ci une charge sémantique implicite relative à l'ensemble des structures qu'il contient. Ce genre d'approche, qui n'est pas envisageable lorsque la connaissance considérée est représentée point par point, permet notamment de représenter de manière implicite certaines propriétés de haut niveau difficilement modélisables dans un cadre formel (en particulier les propriétés non quantifiables). Dans de tels cas, les atlas par régions peuvent devenir un support de base pour le développement d'algorithmes dédiés. Ce type d'approche sera notamment illustré dans le chapitre 13 par deux méthodes de segmentation spécialisées, chacune étant dédiée à une zone particulière du cerveau définie par une ou plusieurs régions d'un atlas. Enfin, le simple fait de décomposer l'espace considéré en volumes peut être un moyen simple et efficace de représenter les relations d'adjacence entre différentes structures de l'image, de manière plus fiable et précise qu'une modélisation par graphe, qui altère l'information relative à dimensionnalité des structures.

Ces deux types d'atlas, chacun présentant des caractéristiques propres, font l'objet des travaux présentés dans les deux chapitres suivants. Deux protocoles sont décrits dans le chapitre 9, le premier étant destiné à la création d'atlas par régions, et le second à la création d'atlas par champs scalaires. Chacun de ces protocoles a donné lieu à la création d'atlas décrits et analysés dans le chapitre 10.

[2]Un champ vectoriel pouvant souvent s'exprimer sous forme d'un ensemble de champs scalaires dans une base adaptée, la plupart des atlas par champs peuvent être considérés comme des atlas par champs scalaires.

Chapitre 9

Création d'atlas vasculaires cérébraux

Dans ce chapitre, deux protocoles de création d'atlas vasculaires cérébraux sont proposés. Chacun d'entre est destiné à traiter des images ARM PC[1] afin de proposer des atlas modélisant des éléments de connaissance anatomique destinés à être employés dans le cadre de techniques de segmentation des vaisseaux dans les images angiographiques. Ces protocoles tirent notamment parti de la nature bimodale de ces images qui permet de prendre en compte les relations existant entre les vaisseaux et les structures anatomiques avoisinantes. Après quelques définitions et notations fournies dans la section 9.1, la section 9.2 décrit le premier protocole mis en place, qui a permis la création interactive d'un atlas par régions à partir d'une image module d'ARM PC. La section 9.3 décrit un second protocole, plus sophistiqué et essentiellement automatique, autorisant la création d'atlas vasculaires cérébraux par champs à partir d'une base d'images ARM PC.

9.1 Définitions et notations

Comme il a été observé dans le chapitre 3, une ARM PC se compose de deux images : une image module similaire à une IRM T_1, et une image de phase contenant l'information relative aux structures en mouvement, dont le flux sanguin. Dans ce qui suit, une ARM PC est notée p, tandis qu'un ensemble d'ARM PC est noté P. L'image module (resp. l'image de phase) associée à p est notée p_{mod} (resp. p_{pha}). Dans la mesure où les images module et de phase de p sont des images 3D à niveaux de gris, elles peuvent être définies comme des fonctions. Ainsi, si d_x, d_y et d_z sont les dimensions de p, on a :

$$\left| \begin{array}{rccc} p_\alpha : & [0, d_x - 1] \times [0, d_y - 1] \times [0, d_z - 1] & \rightarrow & \mathbb{Z} \\ & (x, y, z) & \mapsto & v \end{array} \right. ,$$

où $\alpha = mod$ ou pha, et v représente le niveau de gris de l'image au point courant (x, y, z). Pour des raisons de simplicité d'écriture et de clarté, on considère qu'étant donné un ensemble P, toutes les images $p \in P$ possèdent les mêmes dimensions d_x, d_y, d_z. L'ensemble $[0, d_x - 1] \times [0, d_y - 1] \times [0, d_z - 1]$ est noté I et un point $(x, y, z) \in I$ est noté $\mathbf{x}$ à partir de maintenant.

9.2 Atlas par régions

9.2.1 Contexte

Les expérimentations relatives à la création d'un premier atlas vasculaire ont été réalisées au tout début des travaux présentés dans ce manuscrit. Il convient d'indiquer que le contexte dans lequel ont été menées les premières réflexions sur ce sujet était assez minimaliste. Il n'existait alors dans la littérature aucun document relatif à la création ou la tentative de création d'atlas vasculaires cérébraux, susceptible de fournir des informations relatives aux possibilités et aux limites inhérentes à un tel processus. Les segmentations obtenues à l'aide des moyens à disposition (un demi-douzaine d'images angiographiques similaires à celles de la base 1, décrite dans l'annexe D, et quelques outils de segmentation semi-automatiques), comparées aux images morphologiques qui leur étaient

[1] Il est probable qu'ils puissent cependant être utilisés sur des couples d'images angiographiques et non angiographiques présentant les mêmes propriétés de corrélation spatiale (par exemple des couples IRM T_1/ARM TOF).

associées, laissaient néanmoins à penser que des invariants anatomiques existaient et qu'ils étaient probablement exprimables sous forme d'atlas. Il était toutefois déraisonnable d'envisager la création d'un protocole de création extrêmement sophistiqué, et à plus forte raison automatique, avec des moyens aussi limités. L'approche choisie a donc consisté à créer un premier atlas de manière semi-automatique, en se basant sur des éléments de connaissance anatomique fiables. La création de cet atlas avait essentiellement pour objectif de tester la faisabilité d'une telle approche ainsi que son utilité dans le cadre de l'analyse d'images angiographiques.

9.2.2 Protocole de création

La réalisation de ce premier atlas s'est basée sur les hypothèses suivantes :
- il existe des propriétés anatomiques invariantes relatives à la taille des vaisseaux et à leur position dans le cerveau ;
- ces propriétés sont invariantes relativement aux structures non vasculaires ;
- il est possible de partitionner les volumes anatomiques de la tête et du cou en régions relativement homogènes par rapport à ces propriétés.

Partant de ces hypothèses, il a été proposé de découper l'image module d'une ARM PC p_{mod} d'un individu sain en de telles régions. Cette partition de l'image en différentes zones a été réalisée en étroite collaboration avec un expert en anatomie (C. Maillot), à l'aide d'outils semi-automatiques de traitement d'images fournis par la plate-forme logicielle Médimax (décrite dans l'annexe C). Différentes zones ont tout d'abord été identifiées sur les coupes 2D de cette image avant d'être délimitées à l'aide de ces outils.

9.2.3 Forme de l'atlas

Ce protocole, dont il convient de souligner la nature fortement empirique a toutefois permis de générer un atlas par régions qui est décrit et analysé en section 10.1. Cet atlas $\mathcal{A}$ peut être vu comme une partition de l'ensemble de définition I de l'image p utilisée pour le concevoir :

$$\mathcal{A} = \{X_i\}_{i=0}^{n-1} \subseteq \mathcal{P}(I),$$

tel que :

$$\bigcup_{i=0}^{n-1} X_i = I \text{ et } \forall 0 \leq i < j \leq n-1, \in X_i \cap X_j = \emptyset,$$

ou comme une fonction, conforme à la définition d'un atlas donnée dans la section 8.1 :

$$\left| \begin{array}{rccc} \mathcal{A} : & I & \rightarrow & [0, n-1] \\ & \mathbf{x} & \mapsto & i \end{array} \right. ,$$

chaque valeur $i \in [0, n-1]$ possédant de manière implicite une charge sémantique relative aux propriétés anatomiques invariantes de la région X_i associée.

Il sera observé dans la partie suivante, que ce premier protocole a permis de créer un atlas par régions suffisamment fiable pour être utilisé dans le cadre de méthodes de segmentation. Néanmoins, la très forte interactivité du protocole, la restrictivité inhérente à l'obtention d'un atlas par régions et la représentation non explicite de la connaissance modélisée par un tel atlas, sont autant de limitations qui ont justifié la mise en place d'une méthode de génération d'atlas plus sophistiquée, présentée dans la section suivante. La réalisation de cette dernière repose en grande partie sur les avancées réalisées en termes de segmentation et d'analyse quantitative durant ces travaux, ainsi que sur l'amélioration de la compréhension et de la connaissance des invariants anatomiques qu'elles ont participé à mettre à jour.

9.3 Méthode de génération d'atlas par champs

9.3.1 Entrée et sortie

La méthode de génération d'atlas par champs présentée prend en entrée une base d'images ARM PC $P = \{p^i\}_{i=0}^{n-1}$ de taille arbitraire n ainsi qu'une image module p_{mod}^{ref} utilisée comme cible lors de la phase de recalage.

Cette image, qui sert donc de référentiel anatomique pour l'atlas généré, peut indifféremment être choisie ou non dans P.

La méthode fournit en sortie un atlas vasculaire $\mathcal{A}$ défini par :

$$\left| \begin{array}{rccl} \mathcal{A} : & I & \rightarrow & [0,1] \times \mathcal{P}(\mathbb{R}^+) \times \mathcal{P}([0,\pi[\times[0,\pi[) \\ & \mathbf{x} & \mapsto & (\mathcal{A}^d(\mathbf{x}), \mathcal{A}^t(\mathbf{x}), \mathcal{A}^o(\mathbf{x})) = (d,t,o) \end{array} \right. ,$$

où (d,t,o) représente la densité vasculaire[2] (d), l'ensemble des diamètres (t) et celui des orientations (o) possibles d'un vaisseau à la position courante $\mathbf{x}$.

9.3.2 Algorithme

L'algorithme proposé peut se décomposer en quatre étapes de segmentation, d'analyse quantitative, de recalage non rigide et de fusion de données.

Étape 1 : segmentation

La segmentation des données angiographiques constitue la première étape du protocole de génération d'atlas. Cette étape prend en entrée $P = \{p^i\}_{i=0}^{n-1}$ et extrait les structures vasculaires des images de phase p^i_{pha} pour $i = 0$ à $n-1$, en se basant sur la méthode de croissance de région décrite en section 12.1. Néanmoins, n'importe quelle méthode de segmentation susceptible de fournir en sortie une image binaire discrète pourrait être prise en considération. Il convient par ailleurs de remarquer que la qualité des segmentations obtenues est fondamentale, dans la mesure où ces dernières fournissent l'intégralité de l'information modélisée dans l'atlas. Une phase de validation, voire de correction, des données fournies par l'algorithme de segmentation est donc recommandée, notamment pour éliminer d'éventuels faux positifs.

La segmentation de chaque image p^i_{pha} fournit une image p^i_{seg} contenant les structures artérielles et veineuses de p^i :

$$\left| \begin{array}{rccl} p^i_{seg} : & I & \rightarrow & \{0,1\} \\ & \mathbf{x} & \mapsto & d \end{array} \right. ,$$

où $d = 1$ si un vaisseau est présent en $\mathbf{x}$, et 0 sinon. Après cette étape, un nouvel ensemble $P_{seg} = \{p^i_{seg}\}_{i=0}^{n-1}$ d'images segmentées associées à P est ainsi disponible. Un exemple d'une telle image segmentée est illustré dans la figure 9.1.

FIG. 9.1 – Segmentation d'un réseau vasculaire cérébral (p^i_{seg}) obtenue à l'issue de la première étape de l'algorithme de création d'atlas vasculaire.

[2]La notion de « densité vasculaire » correspond ici à la probabilité de trouver une structure vasculaire à un endroit donné.

Étape 2 : analyse quantitative

L'ensemble P_{seg} peut être utilisé pour évaluer la probabilité de trouver une structure vasculaire à une position donnée. Toutefois, l'étape de segmentation ne fournit pas directement d'information sur des propriétés telles que le diamètre ou l'orientation des vaisseaux. Afin de calculer ces paramètres, chaque image binaire p^i_{seg} est traitée par une méthode d'analyse quantitative (cette méthode [27, 29], développée en marge de ces travaux de thèse, est décrite dans l'annexe B). Cette analyse est essentiellement basée sur la squelettisation des images binaires p^i_{seg}. Les squelettes obtenus, qui contiennent de l'information sur l'orientation des vaisseaux, permettent également de calculer leurs plans de section afin d'en évaluer le diamètre. Cette étape d'analyse quantitative fournit donc, pour chaque $p^i \in P$, une image p^i_{thi} :

$$\left| \begin{array}{rccc} p^i_{thi} : & I & \rightarrow & \mathbb{R}^+ \\ & \mathbf{x} & \mapsto & t \end{array} \right. ,$$

où $p^i_{thi}(\mathbf{x}) = t$ est le diamètre du vaisseau dans le voisinage de $\mathbf{x}$, ainsi qu'une seconde image p^i_{ske} :

$$\left| \begin{array}{rccc} p^i_{ske} : & I & \rightarrow & [0,\pi[\times[0,\pi[\\ & \mathbf{x} & \mapsto & (p^i_{ske,\theta}(\mathbf{x}), p^i_{ske,\phi}(\mathbf{x})) = o \end{array} \right. ,$$

où $p^i_{ske}(\mathbf{x}) = o$ est l'orientation 3D du vaisseau dans le voisinage de $\mathbf{x}$. Par définition, $p^i_{thi}(\mathbf{x})$ et $p^i_{ske}(\mathbf{x})$ sont définis si et seulement si $p^i_{seg}(\mathbf{x}) \neq 0$. La valeur $p^i_{ske,\theta}(\mathbf{x})$ représente la position angulaire par rapport à un axe vertical ($p^i_{ske,\theta}(\mathbf{x}) = 0$ pour une orientation perpendiculaire au plan axial), alors que $p^i_{ske,\phi}(\mathbf{x})$ représente la position angulaire par rapport à l'axe sagittal ($p^i_{ske,\phi}(\mathbf{x}) = 0$ pour une orientation perpendiculaire au plan coronal). À l'issue de cette étape, deux nouveaux ensembles $P_{thi} = \{p^i_{thi}\}_{i=0}^{n-1}$ et $P_{ske} = \{p^i_{ske}\}_{i=0}^{n-1}$, contenant respectivement les images de diamètres et d'orientations associées à P, sont disponibles. Des exemples de telles images sont illustrés dans la figure 9.2.

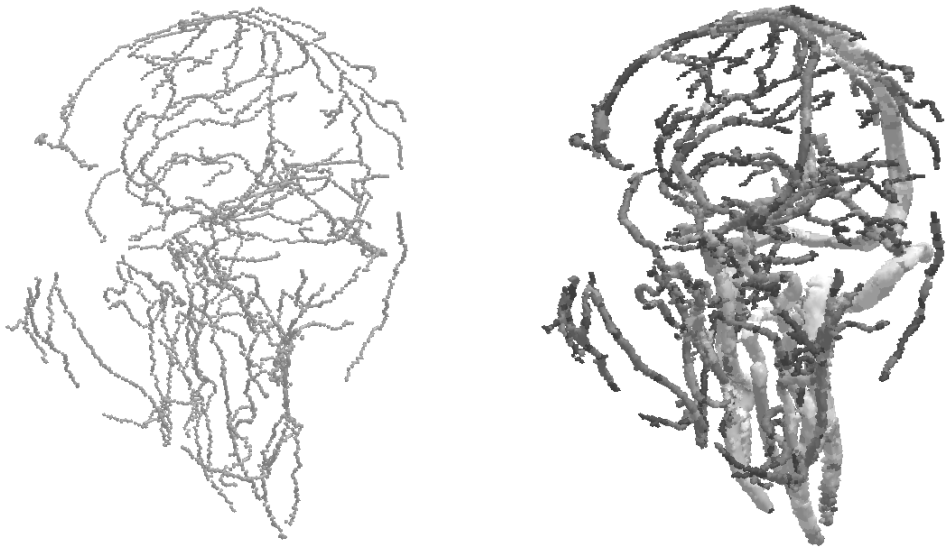

FIG. 9.2 – Informations obtenues lors de la phase d'analyse quantitative. À gauche : squelette du réseau vasculaire cérébral permettant d'évaluer les axes médians des vaisseaux puis leur orientation (p^i_{ske}). À droite : épaisseur (*i.e.* diamètre) des vaisseaux (p^i_{thi}) représentée en niveaux de gris. Ces deux images correspondent au réseau vasculaire représenté dans la figure 9.1.

Étape 3 : recalage non rigide

Les images de la base P sont, sauf cas exceptionnels, issues d'individus différents. Chacun de ces individus présente des propriétés anatomiques qui lui sont propres, notamment en ce qui concerne les forme, taille et proportions des structures crâniennes et cérébrales. La création d'un atlas vasculaire pertinent nécessite de fusionner les informations relatives aux différents $p^i \in P$ de manière à respecter la cohérence spatiale des structures anatomiques. Afin d'obtenir une telle cohérence, il est donc nécessaire de déformer chacune des images de la base

afin de toutes les faire correspondre à un référentiel anatomique commun. Ce référentiel correspond ici à l'image p^{ref}_{mod} qui représente les structures morphologiques (crâne, cerveau, ...) d'un individu donné. La déformation d'une image p^i destinée à la faire correspondre à p^{ref}_{mod} est obtenue par un procédé de recalage. Celui choisi ici est un recalage non rigide préservant la topologie des structures anatomiques, issu des travaux présentés dans [125, 126]. La conservation de la topologie est essentielle dans la mesure où elle garantit la préservation de la cohérence anatomique des structures, cohérence d'autant plus fondamentale que les vaisseaux sont des structures de petite taille relativement sensibles à la qualité du recalage.

Ainsi, pour chaque ARM PC $p^i \in P$, l'image module p^i_{mod} est recalée sur l'image module de référence p^{ref}_{mod}. Ce recalage fournit un champ de déformation 3D $D^i : I \to I$ (D^i peut être vu comme la discrétisation d'une fonction bijective sur le volume réel représenté par I). On a alors :

$$\forall \mathbf{x} \in I, p^i(\mathbf{x}) \triangleq p^{ref}_{mod}(D^i(\mathbf{x})),$$

l'égalité $\triangleq$ étant ici considérée d'un point de vue anatomique. Un exemple du recalage non rigide utilisé est illustré dans la figure 9.3.

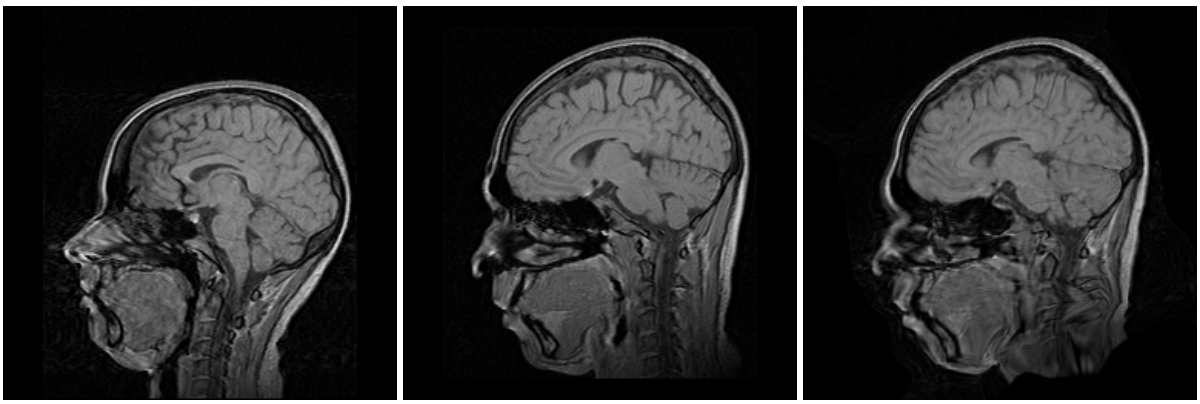

FIG. 9.3 – Exemple de recalage non rigide sur des images ARM PC. À gauche : image source (p^i_{mod}). Au milieu : image cible (p^{ref}_{mod}). À droite : image recalée ($p^i_{mod} \circ (D^i)^{-1}$).

Étape 4 : fusion de données

La quatrième et dernière étape de la méthode consiste à fusionner les différentes informations modélisées par les ensembles P_{seg}, P_{ske} et P_{thi} en une seule image formant l'atlas vasculaire.

La première partie de l'atlas (*i.e.* la partie modélisant la densité vasculaire) :

$$\left| \begin{array}{rccc} \mathcal{A}^d : & I & \to & [0,1] \\ & \mathbf{x} & \mapsto & d \end{array} \right. ,$$

est alors définie comme le taux de présence d'un vaisseau en chaque point de l'image :

$$\forall \mathbf{x} \in I, \mathcal{A}^d(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} p^i_{seg}((D^i)^{-1}(\mathbf{x})).$$

Par définition, $\mathcal{A}^d(\mathbf{x}) \in [0,1]$ et indique donc la probabilité de trouver une structure vasculaire au point $\mathbf{x}$ de p^{ref}_{mod}.

La seconde partie de l'atlas (*i.e.* la partie modélisant le diamètre des vaisseaux) :

$$\left| \begin{array}{rccc} \mathcal{A}^t : & I & \to & \mathcal{P}(\mathbb{R}^+) \\ & \mathbf{x} & \mapsto & t \end{array} \right. ,$$

est définie en évaluant, en chaque point, la moyenne et l'écart-type du diamètre des vaisseaux dans les images :

$$\forall \mathbf{x} \in I, \mathcal{A}^t(\mathbf{x}) = [\max\{0, a(\mathbf{x}) - \sigma_a(\mathbf{x})\}, a(\mathbf{x}) + \sigma_a(\mathbf{x})],$$

où :

$$a(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0 & \text{si } N(\mathbf{x}) = \emptyset \\ \frac{1}{\text{card}(N(\mathbf{x}))} \sum_{i \in N(\mathbf{x})} p^i_{thi}((D^i)^{-1}(\mathbf{x})) & \text{sinon} \end{cases},$$

avec :

$$N(\mathbf{x}) = \{i \in [0, n-1] \mid p^i_{seg}((D^i)^{-1}(\mathbf{x})) = 1\},$$

et $\sigma_a(\mathbf{x})$ correspondant à l'écart-type associé à $a(\mathbf{x})$. Cette définition, utilisant la moyenne et l'écart-type des diamètres des vaisseaux, permet notamment de prendre en compte la variabilité entre les différents individus.

La dernière partie de l'atlas (*i.e.* la partie modélisant l'orientation des vaisseaux) :

$$\left| \begin{array}{ccccc} \mathcal{A}^o : & I & \rightarrow & \mathcal{P}([0,\pi[\times[0,\pi[) \\ & \mathbf{x} & \mapsto & o \end{array} \right. ,$$

est définie en évaluant, en chaque point, la moyenne et l'écart-type de l'orientation des vaisseaux dans les images :

$$\forall \mathbf{x} \in I, \mathcal{A}^o(\mathbf{x}) = \Theta(\mathbf{x}) \times \Phi(\mathbf{x}),$$

où :

$$\Theta(\mathbf{x}) = \begin{cases} \emptyset & \text{si } N(\mathbf{x}) = \emptyset \\ [0,\pi[& \text{si } N(\mathbf{x}) \neq \emptyset \text{ et } \sigma_\theta(\mathbf{x}) \geq \pi/4 \\ [\theta(\mathbf{x}) - \sigma_\theta(\mathbf{x}), \theta(\mathbf{x}) + \sigma_\theta(\mathbf{x})] \pmod{\pi} & \text{sinon} \end{cases},$$

$$\Phi(\mathbf{x}) = \begin{cases} \emptyset & \text{si } N(\mathbf{x}) = \emptyset \\ [0,\pi[& \text{si } N(\mathbf{x}) \neq \emptyset \text{ et } \sigma_\phi(\mathbf{x}) \geq \pi/4 \\ [\phi(\mathbf{x}) - \sigma_\phi(\mathbf{x}), \phi(\mathbf{x}) + \sigma_\phi(\mathbf{x})] \pmod{\pi} & \text{sinon} \end{cases},$$

avec :

$$\theta(\mathbf{x}) = \sum_{i \in N(\mathbf{x})} \frac{1}{\text{card}(N(\mathbf{x}))} p^i_{ske,\theta}((D^i)^{-1}(\mathbf{x})),$$

$$\phi(\mathbf{x}) = \sum_{i \in N(\mathbf{x})} \frac{1}{\text{card}(N(\mathbf{x}))} p^i_{ske,\phi}((D^i)^{-1}(\mathbf{x})),$$

et $\sigma_\theta(\mathbf{x})$ (resp. $\sigma_\phi(\mathbf{x})$) correspondant à l'écart-type associé à $\theta(\mathbf{x})$ (resp. $\phi(\mathbf{x})$). Il a été choisi d'assigner à $\Theta(\mathbf{x})$ (resp. $\Phi(\mathbf{x})$) la valeur $[0,\pi[$, *i.e.* sa taille maximale, si l'écart-type est supérieur à $\pi/4$. En effet, lorsqu'un tel cas se produit, il est possible de considérer qu'il n'existe pas d'orientation privilégiée pour les vaisseaux au point $\mathbf{x}$.

Les trois parties précédemment décrites, $\mathcal{A}^d$, $\mathcal{A}^t$ et $\mathcal{A}^o$ composent finalement l'atlas vasculaire complet $\mathcal{A}$. Il est à noter que cet atlas peut être modélisé par la fonction suivante :

$$\left| \begin{array}{ccccc} \mathcal{A}' : & I & \rightarrow & \mathbb{R}^7 \\ & \mathbf{x} & \mapsto & (d, a, \sigma_a, \theta, \sigma_\theta, \phi, \sigma_\phi)(\mathbf{x}) \end{array} \right. ,$$

une telle forme autorisant une représentation simple, tant en termes de stockage mémoire (elle correspond alors à la donnée de 7 images à niveaux de gris) que de récupération et de manipulation des informations. Un exemple d'application de cette méthode de génération d'atlas est décrit et analysé dans la section 10.2.

Chapitre 10

Analyse

Les deux protocoles de création d'atlas présentés dans le chapitre précédent ont été utilisés pour générer deux atlas vasculaires cérébraux décrits et analysés dans ce chapitre. La section 10.1 décrit un atlas vasculaire par régions créé à l'aide du protocole défini en section 9.2. La section 10.2 décrit quant à elle un atlas vasculaire par champs créé à l'aide de la méthode définie en section 9.3. Une discussion sur l'utilisation d'atlas vasculaires cérébraux ainsi que sur quelques perspectives de développement et d'amélioration, est proposée en section 10.3.

10.1 Atlas par régions

10.1.1 Description

L'atlas par régions proposé ici a été conçu à partir d'une image ARM PC d'un individu masculin ne présentant aucune pathologie vasculaire cérébrale. Des coupes sagittales de cette image sont illustrées en figure 10.1. L'image module de cette ARM, issue de la base 1, a initialement été décomposée en partitionnant les 9 millions de voxels de son volume en quatre sous-ensembles. Ces ensembles, supposés contenir respectivement des veines, artères, des structures artérielles et veineuses ou pas de structure vasculaire, ont ensuite été raffinées en 12 zones distinctes présentant des propriétés anatomiques considérées comme relativement homogènes, notamment en termes :

- de taille des vaisseaux (cette taille ayant une influence non négligeable sur l'intensité du signal renvoyé par le flux sanguin) ;
- d'orientation des vaisseaux ;
- de position des vaisseaux par rapport aux structures cérébrales.

Une représentation 3D de l'atlas obtenu est illustrée en figure 10.2. Ses différentes régions sont, pour leur part, listées dans la table 10.1 qui indique quels types de structures vasculaires elles contiennent.

10.1.2 Analyse

Cet atlas vasculaire, dont la création a donné lieu à l'intervention d'un expert en anatomie, peut donc difficilement faire l'objet d'une validation anatomique. Des éléments de validation pourront toutefois être obtenus en observant l'efficacité et la pertinence de la prise en compte de cet atlas dans le cadre des méthodes de segmentation l'utilisant, notamment dans les chapitres 12 et 13. La présente analyse porte donc moins sur sa capacité à modéliser correctement une série de propriétés anatomiques que sur la manière dont cette modélisation a été obtenue et sur la forme qu'elle prend.

Le principal avantage de cet atlas est sa corrélation non pas directement avec les structures vasculaires mais avec les autres structures cérébrales. En effet, les vaisseaux étant, par définition, des structures de taille restreinte pouvant présenter des formes tortueuses, le seul usage d'images angiographiques (*i.e.* ne visualisant que les flux sanguins) ne permet ni de prendre en compte les relations entre ces structures vasculaires et leur environnement, ni de disposer d'un référentiel robuste pour la représentation des propriétés qui leur sont liées. L'atlas par régions présenté ici étant basé non pas sur une telle image angiographique (image de phase) mais sur une image morphologique (image module), constitue donc une alternative raisonnable à ce problème dans la mesure où les vaisseaux présentent des relations globalement invariantes par rapport aux structures cérébrales. L'usage d'une image module permet par

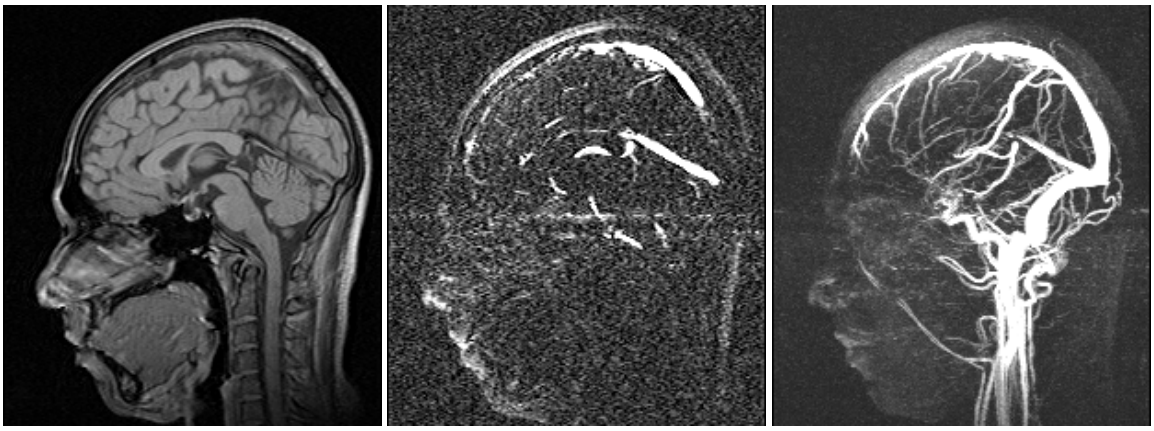

FIG. 10.1 – Image ARM PC de référence utilisée pour la création des deux atlas vasculaires présentés. À gauche : coupe sagittale de l'image module. Au milieu : coupe sagittale de l'image de phase. À droite : MIP des coupes sagittales de l'image de phase. Seule l'image module est réellement mise à contribution en tant que référentiel anatomique lors de la création des atlas.

ailleurs de transporter cet atlas sur n'importe quel autre ARM PC, par recalage entre l'image module de l'atlas et celle de l'ARM.

Les différentes régions de cet atlas permettent de considérer plusieurs types d'invariants anatomiques. Certains de ces invariants sont essentiellement quantifiables (valeur du signal vasculaire induit par la taille des vaisseaux ou proportion du volume vasculaire dans chaque zone, dans la méthode présentée en section 12.1), alors que d'autres sont liés aux relations existant entre structures vasculaires et non vasculaires, ou à la topologie des vaisseaux contenus dans les régions considérées. Ces derniers invariants permettent notamment la mise en place de stratégies spécialisées dans la détection des structures situées dans des zones précises de l'atlas (méthodes décrites dans le chapitre 13). Ces dernières se basent toutefois sur une représentation implicite de la connaissance anatomique qui doit alors être utilisée de manière intrinsèque dans les algorithmes de segmentation. Ce mode d'utilisation de la connaissance (utilisation intrinsèque *vs.* utilisation extrinsèque) sera discuté dans le chapitre 11.

Il convient toutefois de remarquer que ce premier atlas souffre de plusieurs imperfections. Tout d'abord, il n'a pas été conçu de manière automatique. Outre le fait que sa création, bien que tirant parti de l'utilisation d'une série d'outils semi-automatiques, a nécessité plusieurs jours de travail et la collaboration d'un anatomiste, elle interdit, ou du moins rend extrêmement délicate, la modification ou le raffinement des différentes zones créées. De tels raffinements pourraient cependant s'avérer utiles pour la prise en compte d'invariants anatomiques quantifiables. Par ailleurs, en ce qui concerne ces invariants, la représentation par régions pose le problème de la continuité aux limites entre ces dernières. Enfin, dans la mesure où la création de cet atlas a nécessité l'intervention d'un spécialiste en anatomie, un tel processus est difficilement reproductible.

Région	Artères	Veines
Fond de l'image		
Sinus sagittal supérieur		•
Scalp	•	•
Matière blanche	•	•
Cervelet - zone superficielle		•
Cervelet - zone profonde		
Cortex		•
Faux du cerveau - zone artérielle	•	
Faux du cerveau - zone veineuse		•
Hexagone de Willis	•	
Cou	•	•
Autres structures	•	•

TAB. 10.1 – Zones de l'atlas par régions et répartition des structures vasculaires. Première colonne : régions ou principales structures anatomiques associées aux différentes zones. Deuxième colonne : présence de structures artérielles. Troisième colonne : présence de structures veineuses. Il est à noter que les vaisseaux contenus dans la zone du scalp, participant à la vascularisation extracrânienne, ne présentent qu'un intérêt limité dans le cadre de ces travaux et sont donc généralement considérés comme non pertinents dans le cadre des méthodes de segmentation développées.

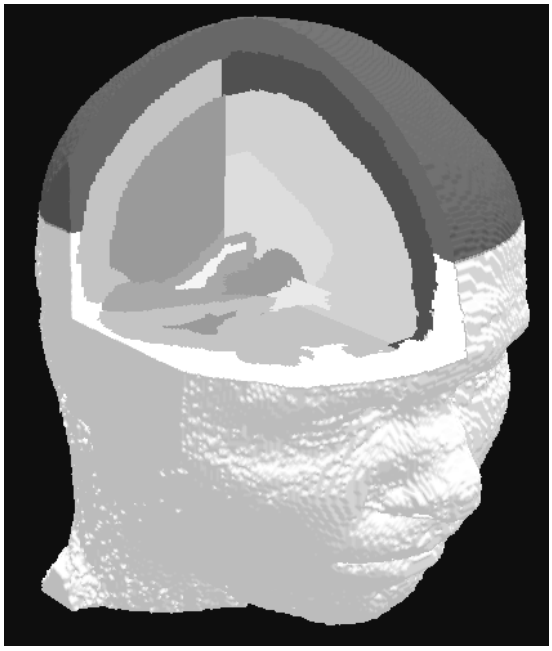

FIG. 10.2 – Visualisation 3D de l'atlas par régions. Cet atlas partitionne le volume d'une image cérébrale en 12 zones (ici représentées par des niveaux de gris distincts) supposées présenter des propriétés anatomiques globalement invariantes.

10.2 Atlas par champs

10.2.1 Création

La méthode de génération d'atlas vasculaires cérébraux par champs décrite en section 9.3, a été appliquée sur une base de 18 images ARM PC, plus une image de référence, issues de la base 1. Ces images correspondent à des individus masculins et féminins âgés de 21 à 80 ans et ne présentant pas de pathologie vasculaire cérébrale. Ces 18 images ont des tailles variant de $256^2 \times 150$ à $256^2 \times 180$ voxels, légèrement anisotropes. Elles ont donc été prétraitées pour fournir des données isotropes, notamment afin d'obtenir des informations pertinentes en ce qui concerne le diamètre des vaisseaux.

Les trois premières phases de traitement (segmentation, analyse et recalage) requièrent respectivement 10, 6 et 10 minutes par image. La quatrième phase nécessite moins d'une minute par image, soit environ 15 minutes pour 18 images. Il est à noter que, la plupart de ces phases étant indépendantes, leur exécution pourrait être parallélisée sur plusieurs machines. Bien que ce processus puisse fonctionner de manière totalement automatique, une phase de validation et d'éventuelle correction des résultats obtenus lors de la phase de segmentation semble raisonnable. Cette étape interactive est d'autant plus justifiée qu'à l'heure actuelle, il n'existe probablement aucune méthode de segmentation d'images angiographiques entièrement fiable et automatique. En ce qui concerne la création d'atlas décrite ici, une base 18 images a été choisie pour laquelle il a été constaté (suite à des expérimentation antérieures menées lors de travaux sur la méthode de segmentation décrite en section 12.1) que les segmentations obtenues ne fournissaient pas de faux positif et relativement peu de faux négatifs[1], aboutissant à une information qui, sans être parfaite, est pour le moins fiable.

10.2.2 Description

L'atlas obtenu est basé sur l'ARM PC de référence également utilisée pour l'atlas par régions et illustrée en figure 10.1. Par définition, il présente donc des propriétés similaires à cette image. Il est ainsi composé de $256 \times 229 \times 160$ voxels cubiques de 1.13 mm de côté. Une partie de cet atlas est illustrée dans la figure 10.3. Une

[1] La notion de « quantité de faux négatifs » doit cependant être considérée avec précaution dans la mesure où l'absence de vérité terrain interdit une évaluation parfaitement fiable des structures non segmentées.

analyse de ses différentes composantes (densité vasculaire, diamètre et orientation des vaisseaux) est proposée dans ce qui suit.

Densité vasculaire

La densité vasculaire ($\mathcal{A}^d$) représente la probabilité de trouver un vaisseau en un point donné de l'atlas. Une représentation spatiale de cette probabilité est illustrée dans la partie gauche de la figure 10.3. On peut clairement y observer un certain nombre de structures invariantes (représentées par les zones les plus claires de l'image) telles que de nombreuses veines et sinus (sinus sagittal supérieur, sinus droit, sinus transverses et sigmoïdes, veines jugulaires) mais également des structures artérielles (artères carotides et artères cérébrales). Ces vaisseaux présentent, dans l'atlas, une structure nettement tubulaire traduisant une faible variabilité, notamment dans leur position et leurs relations par rapport aux structures cérébrales. D'autres structures apparaissent plutôt sous forme des « nuages vasculaires », en particulier la plupart des petites artères situées dans la partie médiane du cerveau, à la frontière entre les deux hémisphères. Ce phénomène trahit une plus grande variabilité de leur position, essentiellement dans le plan sagittal. Néanmoins, certains vaisseaux présentant une variabilité moindre mais une trajectoire toutefois relativement tortueuse, sont modélisés de manière très précise. À titre d'exemple, les artères carotides internes, au niveau du siphon carotidien, ne sont pas représentées par un nuage vasculaire mais bien par des structures clairement tubulaires.

Une représentation plus quantitative de ces probabilités est proposée dans la table 10.2. L'observation des données qu'elle fournit permet de noter que les vaisseaux cérébraux sont localisés dans une très petite portion d'une image ARM complète[2]. En effet, moins de 4% de l'atlas est susceptible de contenir des structures vasculaires. Cette information peut notamment être utile pour la réduction du temps de calcul des méthodes de segmentation.

Densité	Nb. voxels	Ratio
$p = 0$	9 028 698	96.18%
$0 < p \leq 0.1$	209 718	2.23%
$0.1 < p \leq 0.2$	87 390	0.93%
$0.2 < p \leq 0.3$	27 031	0.29%
$0.3 < p \leq 0.4$	13 192	0.14%
$0.4 < p \leq 0.5$	7 092	0.08%
$0.5 < p$	6 719	0.07%
$p \neq 0$	351 142	3.74%

TAB. 10.2 – Distribution de densité vasculaire de l'atlas par champs. Première colonne : probabilité (p) de présence d'un vaisseau. Deuxième (resp. troisième) colonne : nombre (resp. proportion) de voxels $\mathbf{x}$ tels que $\mathcal{A}^d(\mathbf{x}) = p$.

Diamètre des vaisseaux

L'atlas généré fournit également des informations relatives aux diamètres des vaisseaux. Une représentation de ces diamètres est proposée dans la partie centrale de la figure 10.3. Les plus gros vaisseaux sont localisés dans le cou et les zones veineuses du cerveau, alors que les régions correspondant aux structures artérielles présentent des diamètres moindres, ce qui est conforme à la réalité anatomique.

La distribution de ces diamètres est synthétisée dans la table 10.3. On peut noter que très peu de diamètres inférieurs à 1 mm sont observés. Ceci s'explique essentiellement par les limitations des processus d'acquisition ARM en termes de précision, ces derniers n'autorisant pas l'observation de structures de taille submillimétrique.

Diamètre (mm)	Nb. voxels	Ratio
$0 < t \leq 1.0$	5 066	1.44%
$1.0 < t \leq 2.0$	80 282	22.86%
$2.0 < t \leq 3.0$	111 372	31.72%
$3.0 < t \leq 4.0$	80 139	22.82%
$4.0 < t \leq 5.0$	56 547	16.10%
$5.0 < t \leq 6.0$	14 411	4.10%
$6.0 < t$	3 121	0.89%

TAB. 10.3 – Distribution des diamètres des vaisseaux de l'atlas par champs (pour les zones de l'atlas de densité vasculaire non nulle). Première colonne : diamètre moyen des vaisseaux (t). Deuxième (resp. troisième) colonne : nombre (resp. proportion) de voxels $\mathbf{x}$ tels que $a(\mathbf{x}) = t$.

[2]Cette remarque est valable à l'échelle de résolution des images ARM.

Orientation des vaisseaux

L'atlas fournit enfin des informations relatives à l'orientation des structures vasculaires cérébrales. Une visualisation 3D partielle de ces orientations est illustrée dans la partie droite de la figure 10.3. La distribution de ces orientations est quant à elle résumée dans la table 10.4.

On peut observer que la plupart des voxels de l'atlas pour lesquels le paramètre θ est défini présentent une orientation globalement horizontale ($\theta \in [\pi/3, 2\pi/3[$). Ces voxels correspondent aux parties cérébrales de l'atlas contenant les structures veineuses qui sont très souvent orientées horizontalement (sinus sagittal supérieur, sinus droit). De plus, une grande partie de ces structures présentent également un paramètre d'orientation ϕ proche du plan sagittal, ce qui explique le taux relativement élevé de voxels tels que $\phi \in [\pi/3, 2\pi/3[$. Toutefois, une quantité plus importante de voxels ayant une orientation verticale ($\theta \in [0, \pi/6[\cup[5\pi/6, \pi[$) aurait pu être attendue. Ceci peut notamment s'expliquer par le fait que de nombreux vaisseaux présentant une telle orientation sont essentiellement localisés au niveau du cou (artères carotides, veines jugulaires). Or, le recalage non rigide utilisé dans le cadre de ces travaux, initialement destiné à des thématiques de recalage cérébral, fournit des résultats satisfaisants pour les structures du cerveau mais moins précis pour celles qui sont localisées ailleurs et en particulier au niveau du cou. En conséquence, les imperfections des champs de déformation générés dans ces zones extracérébrales induisent des valeurs d'écart-type qui ne sont pas suffisamment basses pour définir des orientations privilégiées.

De manière plus générale, on peut également remarquer que le taux de voxels présentant une orientation définie pourrait être augmenté de manière significative en considérant non plus les orientations absolues (par rapport au repère lié à l'image) mais les orientations relatives (par rapport aux structures anatomiques du cerveau).

Orientation (rad.)	θ		ϕ	
	Nb. voxels	Ratio	Nb. voxels	Ratio
Indéfini	253 978	72.33%	261 496	74.48%
$[0, \pi/6[$	3 540	1.01%	7 298	2.08%
$[\pi/6, \pi/3[$	14 931	4.25%	24 873	7.08%
$[\pi/3, \pi/2[$	31 174	8.88%	21 669	6.17%
$[\pi/2, 2\pi/3[$	27 679	7.88%	16 898	4.81%
$[2\pi/3, 5\pi/6[$	13 597	3.87%	14 685	4.18%
$[5\pi/6, \pi[$	6 243	1.78%	4 223	1.20%

TAB. 10.4 – Distribution des orientations des vaisseaux de l'atlas par champs (pour les zones de l'atlas de densité vasculaire non nulle). Première colonne : orientation des vaisseaux (le terme « Indéfini » indique qu'aucune orientation privilégiée n'a été observée). Deuxième et troisième colonnes : nombre et proportion de voxels **x** suivant les valeurs de θ. Quatrième et cinquième colonnes : nombre et proportion de voxels **x** suivant les valeurs de ϕ.

10.2.3 Analyse

Il convient de constater la fiabilité dont cet atlas fait preuve d'un point de vue purement anatomique. Par ailleurs, sa création, contrairement à celle de l'atlas par régions, ne requiert l'intervention d'un spécialiste que pour une éventuelle phase d'analyse des images angiographiques segmentées. En dehors de cette phase interactive, l'intégralité du processus est effectuée de manière totalement automatique.

Comme le précédent, cet atlas est également basé sur l'utilisation d'une image morphologique comme référentiel qui, une fois encore, permet de prendre en considération les relations entre structures vasculaires et non vasculaires, ainsi que de gérer correctement le transport d'atlas vers une image ARM PC quelconque. De plus, il permet de modéliser des éléments de connaissance anatomique quantifiables de manière très fine là ou le premier atlas ne les gérait que par zones.

Toutefois, la modélisation des distributions de taille et d'orientation des vaisseaux, si elle est pertinente dans la grande majorité des cas, peut dans certaines situations rares mais existantes, être prise en défaut. Ainsi, il est possible que dans certaines régions, des vaisseaux de tailles (ou d'orientations) relativement hétérogènes soient simultanément présents. Ceci peut notamment se produire au niveau du cou, où de petits vaisseaux peuvent se séparer perpendiculairement de structures vasculaires plus larges, ou au niveau du confluent des sinus où une petite anastomose entre les sinus droit, sagittal supérieur et transverses, peut parfois remplacer le confluent des sinus, beaucoup plus large. Dans de tels cas, la représentation de connaissance par moyenne et écart-type ne permet pas de prendre en considération les différentes familles de vaisseaux de manière efficace.

Enfin, les seules propriétés que cet atlas peut modéliser à l'heure actuelle se résument à des invariants quantifiables qui, s'ils sont extrêmement utiles dans le cadre du guidage d'outils de segmentation, peuvent s'avérer

insuffisants dans certains cas. À titre, d'exemple, on pourra constater dans la section 12.2 la nécessité de modéliser, à terme, des éléments de connaissance relatifs à la forme des vaisseaux.

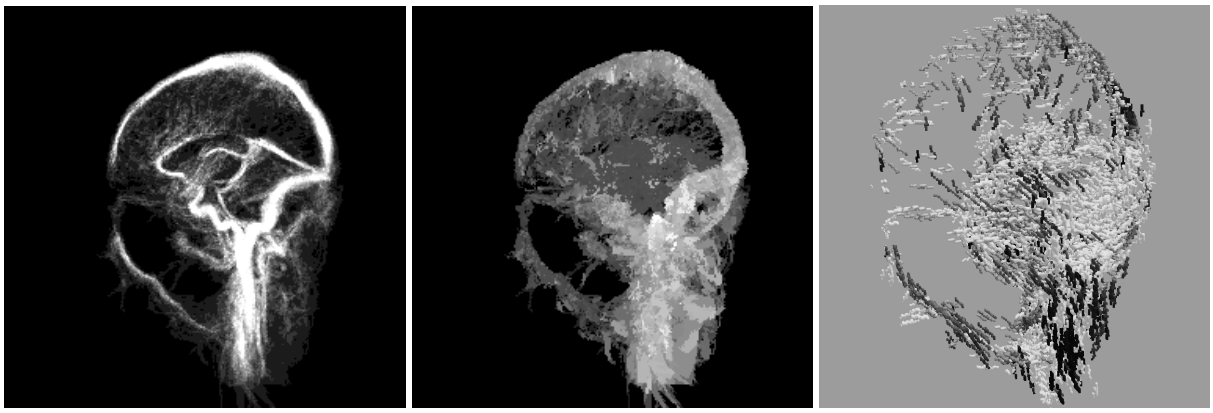

FIG. 10.3 – Représentation partielle de l'atlas vasculaire cérébral par champs obtenu à partir d'une base de 18 images. Les trois images représentent certains des champs de l'atlas. À gauche : image de la densité vasculaire ($\mathcal{A}^d$) visualisée en MIP des coupes sagittales (l'intensité des niveaux de gris est proportionnelle à la probabilité de trouver une structure vasculaire). Au milieu : image des diamètres moyens des vaisseaux (partie a de $\mathcal{A}^t$) visualisée en MIP des coupes sagittales (l'intensité des niveaux de gris est proportionelle au diamètre moyen des structures vasculaires). À droite : visualisation 3D des orientations des vaisseaux sur la moitié gauche de l'atlas (les segments de droite sont orientés suivant θ et ϕ et les niveaux de gris varient proportionnellement au paramètre θ). Il est notamment intéressant de comparer l'image de gauche de cette figure avec l'image de droite de la figure 10.1. On peut alors constater la forte similarité entre les structures vasculaires de l'image ARM de référence et le champ de densité vasculaire proposé par l'atlas. Cette similarité tend à prouver que les informations fournies par cet atlas modélisent de manière fidèle les relations qui existent entre structures vasculaires et non vasculaires.

10.3 Discussion

10.3.1 Utilité des atlas vasculaires

La création d'atlas vasculaires cérébraux est ici essentiellement motivée par leur usage dans le cadre de méthodes de segmentation d'images angiographiques. De telles applications, qui sont illustrées par le développement et le guidage d'outils de morphologie mathématique dans la partie IV, ne sont pourtant pas les seules envisageables.

Ainsi, en supposant qu'une méthode de création d'atlas telle que celle présentée dans la section précédente soit appliquée sur une base d'images sans pathologie, l'atlas résultant pourrait vraisemblablement être utilisé comme référence pour l'analyse d'ARM de patients susceptibles de présenter des pathologies vasculaires. En effet, dans la mesure où les sténoses et anévrismes se caractérisent par une modification anormale du diamètre des vaisseaux affectés, l'utilisation d'un atlas vasculaire pourrait aider les radiologues en fournissant une base de comparaison afin de détecter et quantifier ces pathologies.

Outre de telles applications d'aide au diagnostic, les atlas vasculaires cérébraux pourraient, au même titre que tout atlas anatomique, être utilisés afin de synthétiser les propriétés des vaisseaux dans un but essentiellement descriptif. Certaines informations concernant la connaissance des forme, taille et orientation des vaisseaux du cerveau, leurs relations avec les autres structures cérébrales, ainsi que les variations de ces propriétés, pourraient être formalisées et quantifiées de manière efficace et plus fine par l'intermédiaire d'atlas que par les descriptions qui en existent actuellement dans les ouvrages d'anatomie. La mise au point de protocoles automatiques de création pourrait notamment permettre le traitement de larges bases d'images qui autoriseraient alors l'obtention de données statistiquement pertinentes. De tels atlas pourraient, en particulier, être utilisés pour l'apprentissage de la médecine, notamment en les associant à des outils de visualisation 3D interactive.

Enfin, l'usage d'atlas vasculaires pourrait encore servir à de nombreuses applications de traitement et d'analyse d'images angiographiques, parmi lesquelles on peut citer de manière non exhaustive la discrimination des structures artérielles et veineuses ou l'étiquetage des structures vasculaires.

10.3.2 Analyse générale et perspectives

Les protocoles de création d'atlas présentés dans ce chapitre constituent les premiers à avoir été spécifiquement dédiés à la création d'atlas vasculaires cérébraux. Les atlas qu'ils ont permis de générer permettent de répondre de manière définitive à une première question relative à la possibilité de créer des atlas vasculaires cérébraux. En effet, il semble que les réseaux vasculaires cérébraux présentent suffisamment de propriétés anatomiques invariantes pour permettre la création d'atlas. En particulier, la très forte corrélation qui existe au niveau des rapports entre structures vasculaires et non vasculaires (cerveau, crâne, ...), permet notamment de synthétiser les informations relatives à plusieurs réseaux vasculaires distincts en utilisant comme référentiel ces structures cérébrales et crâniennes. Il est à noter qu'un tel procédé n'est rendu possible que par l'utilisation simultanée d'images angiographiques et non angiographiques (ici par l'entremise d'ARM PC) ainsi que par l'efficacité et la précision des outils de recalage non rigide employés. Une seconde question reste encore en suspens, à savoir celle de l'utilité de tels atlas vasculaires pour la segmentation d'images angiographiques cérébrales. Ce point sera notamment éclairci dans la partie suivante.

L'analyse des atlas précédemment décrits ainsi que des méthodes ayant mené à leur création soulève toutefois un certain nombre de remarques quant à leur perfectibilité. Le premier point important porte sur la nécessité de disposer de méthodes de génération qui soient les plus automatiques possibles. Le premier protocole d'atlas proposé en section 9.2 tend à démontrer que la création essentiellement interactive d'atlas vasculaires cérébraux ne semble pas une solution satisfaisante dans la mesure où elle nécessite un investissement en temps relativement important, et où elle interdit le traitement de larges ensembles de données. Il semble donc absolument nécessaire de réduire l'interaction d'un éventuel utilisateur. L'objectif n'est pas nécessairement de proposer un processus entièrement automatique[3], mais dont la partie interactive se restreint au strict minimum, à savoir le contrôle de la pertinence des informations intégrées dans l'atlas. Il semble donc raisonnable de développer les futures méthodes de génération d'atlas suivant ce principe, à l'image de la méthode proposée en section 9.3.

Globalement, les atlas proposés dans cette partie sont déjà relativement satisfaisants quant à la qualité de l'information qu'ils modélisent. Ils semblent donc susceptibles de pouvoir apporter une plus-value dans le cadre de techniques de segmentation. Constituant les premiers prototypes du genre, ils sont cependant encore imparfaits. De futurs travaux pourraient ainsi porter sur l'amélioration et le développement de points tels que :

- le mode de représentation des propriétés anatomiques et de leurs variations (le modèle Gaussien pouvant présenter certaines limitations en cas de présence de structures hétérogènes) ;
- la modélisation simultanée de différentes structures, par fusion d'atlas vasculaires et non vasculaires (la collaboration de différents atlas pourrait notamment permettre de prendre en compte de manière encore plus fine les rapports entre ces différentes structures anatomiques, notamment en termes de trajectoire, d'orientation et d'adjacence) ;
- le développement d'outils de recalage dédiés à la création d'atlas, c'est-à-dire fiables tant pour les structures intra qu'extracrâniennes ;
- la prise en compte, dans le cadre d'atlas par champs, de propriétés sophistiquées et non directement quantifiables telles que la forme des vaisseaux, notamment pour modéliser de manière fiable les structures vasculaires (veines, sinus) dont les sections peuvent présenter des irrégularités.

Les justifications et perspectives de certaines de ces améliorations seront notamment mises en évidence et discutées dans la partie suivante.

[3] Une telle approche est encore irréaliste dans la mesure où elle nécessiterait de disposer de méthodes de segmentation entièrement fiables et automatiques.

Quatrième partie

Méthodes de segmentation

Chapitre 11

Utilisation de connaissance anatomique pour la segmentation

Les méthodes et résultats présentés dans cette partie constituent l'essentiel des travaux menés durant cette thèse. Les techniques de segmentation qui y sont proposées sont, comme il a déjà été indiqué, destinées aux réseaux vasculaires cérébraux visualisés en imagerie par RMN. Elles se basent essentiellement sur l'utilisation d'outils de morphologie mathématique et sur la prise en compte de connaissance anatomique a priori destinée à guider ces derniers. Les raisons justifiant cette approche sont tout d'abord exposées dans la section 11.1. La section 11.2 traite, quant à elle, des différentes manières de considérer l'intégration de connaissance dans le cadre de ces méthodes de segmentation, ainsi que des spécificités et des difficultés inhérentes à chacune d'elles. Il est à noter que la plupart des notations, conventions d'écriture et symboles utilisés dans cette partie sont ceux qui ont été définis dans les chapitres 4, 8 et 9.

11.1 Motivations

La segmentation de structures anatomiques à partir d'images médicales est une problématique complexe. Cette complexité, qui se justifie par la taille des images, par leur qualité (tant en termes de résolution que de rapport signal/bruit) et par la nature de leur contenu, est clairement illustrée par la difficulté à obtenir des outils de segmentation, d'extraction et de reconstruction d'organes suffisamment robustes et ergonomiques pour être utilisés en routine clinique. Cette assertion est encore plus valide dans le cas de la segmentation des réseaux vasculaires.

L'état de l'art proposé dans la partie II, s'il ne propose qu'une vision synthétique des efforts menés dans le domaine de la segmentation des images angiographiques 3D, suffit néanmoins à mettre en évidence un certain nombre de faits pouvant fournir des éléments d'explication de ce constat.

En premier lieu, il permet de remarquer que la segmentation d'images angiographiques 3D, après quinze années de travaux, reste encore une thématique de recherche essentiellement considérée comme relevant du seul domaine de l'informatique[1]. La nature des méthodes présentées dans les publications relatives à cette thématique atteste de cette appartenance. L'utilisation intensive de concepts relevant de l'informatique, bien que justifiée, offre un contraste flagrant avec la prise en compte de savoir-faire liés à des disciplines telles que la physique, la radiologie, la médecine et l'anatomie. La segmentation d'images médicales est pourtant, par définition, un domaine de recherche multidisciplinaire. La physique et l'anatomie sont naturellement liées à la segmentation des images angiographiques, de par la nature et le contenu de ces dernières. La radiologie et la médecine sont pour leur part liées à cette même segmentation, de par sa finalité. Que ces disciplines interviennent en amont ou en aval de la segmentation, il semble donc utile, voire souhaitable, de les prendre en considération. L'objectif n'est pas de réduire le rôle de l'informatique mais plutôt de réfléchir à la plus-value induite par la prise en compte de disciplines connexes.

En second lieu, cet état de l'art met en évidence l'approche « informatique bas niveau » des méthodes de segmentation d'images angiographiques. Ainsi, ces méthodes sont souvent fondées sur l'utilisation intensive du potentiel de calcul et de traitement des outils informatiques (capacité de mémoire, de calcul, vitesse d'exécution)

[1] Cette dénomination inclut, entre autres, le traitement d'images, la synthèse d'images et la classification.

dans le cadre de stratégies de segmentation « simples ». En effet, bien que les méthodes proposées dans la littérature puissent, dans l'absolu, sembler relativement sophistiquées, les algorithmes sous-jacents sont d'une relative simplicité en regard de l'analyse qu'est susceptible de proposer un radiologue, ou plus généralement tout individu non spécialiste après quelques heures d'apprentissage. Ces deux conceptions de la segmentation, celle du logiciel, capable de traiter un volume considérable d'information en des temps réduits en appliquant des techniques simples basées sur quelques hypothèses, et celle de l'homme, plus lent mais capable d'utiliser ses capacités de compréhension, d'abstraction et d'apprentissage pour enrichir son analyse, sont globalement opposées. Si l'homme ne peut raisonnablement rivaliser avec les capacités de calcul propres à un ordinateur, on est en revanche en droit de s'interroger sur la capacité de l'outil informatique à tendre vers une méthodologie humaine. Une question fondamentale est notamment celle de la capacité d'un logiciel à intégrer des éléments de connaissance et à les utiliser afin d'enrichir ses facultés de traitement.

Il existe encore suffisamment d'outils théoriques de traitement d'images n'ayant pas été directement appliqués à la segmentation de données angiographiques 3D pour pouvoir produire des résultats originaux sans pour autant prendre en considération les éléments d'analyse précédemment cités. Dans le cadre de ces travaux, il a néanmoins semblé plus intéressant et peut être plus utile d'explorer des méthodologies alternatives visant à intégrer des éléments de connaissance, notamment anatomique, destinés à permettre le développement de méthodes de segmentation utilisant cette connaissance. Ces méthodes n'ont, bien évidemment, pas la prétention de fonctionner sur un mode aussi riche et complexe que pourrait le faire un expert humain, ni de proposer des résultats aussi fiables. Elles tendent en revanche à s'orienter dans cette direction, et sont destinées à permettre d'évaluer la pertinence d'une telle approche et son potentiel de progression.

11.2 Intégration de la connaissance

L'intégration d'éléments de connaissance dans un processus de segmentation impose préalablement de faire un certain nombre de choix entre des approches différentes et parfois antagonistes. La problématique d'intégration et d'utilisation de connaissance liée à l'anatomie des structures vasculaires pour la segmentation d'images angiographiques, met en exergue trois points nécessitant d'être discutés.

11.2.1 Utilisation intrinsèque *vs.* utilisation extrinsèque

Les outils de segmentation d'images angiographiques, à l'instar de la plupart des outils logiciels, sont basés sur le concept d'algorithme. Un algorithme est généralement vu comme un procédé qui, à partir de données initiales, génère un résultat issu d'une série d'instructions utilisant ces données. Dans la plupart des cas, les données fournies en entrée sont uniquement relatives à l'information qui doit être traitée. En revanche, la manière dont cette information doit être traitée est, pour sa part, entièrement définie par l'algorithme. L'utilisation de connaissance a priori dans un tel cadre est donc nécessairement intrinsèque, dans la mesure où cette connaissance s'exprime uniquement au travers de la structure de l'algorithme et donc de son comportement. Cette manière de faire est généralement celle employée dans la quasi totalité des méthodes de segmentation d'images angiographiques. Elle présente l'avantage majeur de permettre d'intégrer n'importe quel élément de connaissance, si complexe soit-il, à partir du moment où les effets de cette intégration sont exprimables en termes algorithmiques. L'inconvénient essentiel de cette approche est toutefois sa grande rigidité qui fait que toute modification de la connaissance doit se traduire par la modification de l'algorithme l'utilisant.

Une alternative consiste à tenter d'utiliser des éléments de connaissance a priori de manière extrinsèque. Cette seconde approche ne considère plus un algorithme comme une simple suite d'instructions, mais comme un procédé destiné à effectuer un traitement à partir de données fournies en entrée et également à partir d'informations relatives à la manière de traiter ces données. Cette approche présente des avantages et inconvénients diamétralement opposées à la précédente. Son principal avantage est sa capacité à rendre les méthodes de segmentation beaucoup plus souples et adaptatives. En effet, dans la mesure où la modification des éléments de connaissance n'induit pas la refonte de l'algorithme, de telles méthodes autorisent une grande liberté d'action en permettant notamment l'utilisation de stratégies évolutives ou de techniques d'apprentissage. Cette conception de la segmentation se rapproche de la méthodologie que peut développer un être humain, qui affine son analyse à l'aide d'une connaissance préalablement acquise, et en tirant parti de ses erreurs. Elle présente toutefois un inconvénient en termes de représentation de la connaissance. Ainsi, si un être intelligent est capable de conceptualiser n'importe quel élément de connaissance sous une forme plus ou moins abstraite, il n'en va pas de même pour un outil informatique. La dissociation entre l'algorithme et les éléments de connaissance relatifs à son fonctionnement implique donc d'être capable de

modéliser ces éléments sous une forme explicite et utilisable. Cette nécessité de modélisation a notamment été l'un des principaux arguments ayant mené à la création des atlas présentés dans la partie III.

11.2.2 Nature de la connaissance

La nature de la connaissance anatomique considérée peut largement influer sur sa capacité à être utilisée de manière intrinsèque ou extrinsèque. Ainsi, dans le cas d'une utilisation intrinsèque, il est raisonnable de supposer que la plupart des éléments de connaissance peuvent être pris en compte, dans la mesure où la seule contrainte préalable à leur utilisation consiste à en exprimer les conséquences sur le comportement de l'algorithme. Dans le cadre des travaux présentés dans ce manuscrit, tous les éléments de connaissance anatomique cités pourraient notamment être utilisés de la sorte.

Il n'en va pas nécessairement de même dans le cas de l'utilisation extrinsèque de connaissance. Dans la mesure où il convient de préalablement les modéliser de manière formelle, certains éléments de connaissance sont plus difficilement exploitables. Cette considération induit, en particulier, une classification séparant les éléments de connaissance quantifiables et non quantifiables, cette classification ayant déjà été évoquée dans la section 8.2. Les éléments de connaissance quantifiables peuvent être vus comme ceux qui sont susceptibles de donner lieu à une mesure physique et donc exprimables sous une forme numérique, propice à une représentation par atlas. Ces éléments incluent notamment des notions de taille (longueur, surface, volume), d'orientation absolue ou de densité (probabilité de présence, proportion). Les éléments non quantifiables, tels que ceux relatifs à des notions de forme, de topologie, ou de position relative, ne peuvent pas être exprimés de manière aussi immédiate. Ils nécessitent notamment l'usage de modèles relativement complexes (graphes, modèles géométriques, ...) afin d'être correctement représentés. De tels modèles, contrairement aux atlas, ne sont pas aisément exploitables dans le cadre du guidage d'outils de segmentation.

11.2.3 Utilisation globale *vs.* utilisation dédiée

Le dernier point relevant de l'intégration de connaissance dans les méthodes de segmentation d'images angiographiques touche à la notion de localité ou de globalité liée à la validité d'un élément de connaissance. Certains de ces éléments sont, par définition, utilisables sur l'intégralité du volume des données à segmenter, tandis que la validité de certains autres se limite à une structure ou une zone spécifique. À titre d'exemple la nature tubulaire des vaisseaux est un élément de connaissance qui peut permettre une recherche des structures vasculaires sur l'intégralité d'une image. En revanche, la connaissance de propriétés de connexité entre deux vaisseaux donnés ne peut permettre la reconstruction d'un segment manquant qu'entre ces deux vaisseaux. Ces éléments de connaissance sont ainsi respectivement globaux et locaux.

Cette notion de validité globale ou locale aboutit naturellement à deux types de méthodes de segmentation d'images angiographiques : les méthodes globales et les méthodes dédiées. Les méthodes globales traitent une image complète suivant une seule stratégie utilisant un unique ensemble de connaissance valide sur toute l'image. Les méthodes dédiées sont, pour leur part, composées d'un ensemble de sous-méthodes, chacune d'elles étant uniquement consacrée à la segmentation d'une structure ou d'un ensemble de structures pour lequel des éléments de connaissance sont spécifiquement connus. Le concept d'atlas par régions trouve notamment sa place dans le cadre de cette seconde approche, chaque région pouvant correspondre à une zone où une méthode dédiée peut être appliquée.

Il est à noter que, dans un cadre plus général que celui des travaux présentés, cette notion de méthodes globales et dédiées peut être considérée à plusieurs échelles. Ainsi, une méthode spécifiquement conçue pour segmenter les réseaux vasculaires cérébraux est dédiée par rapport à une méthode globale destinée à segmenter n'importe quel réseau vasculaire. À un degré inférieur, une méthode conçue pour la segmentation des seules artères carotides peut être considérée comme dédiée par rapport à une méthode globale destinée à segmenter les réseaux vasculaires cérébraux. De manière générale, l'utilisation de méthodes de segmentation dédiées gagne néanmoins en pertinence à mesure que la taille des zones concernées diminue, puisque la connaissance spécifique utilisable tend alors à s'affiner.

11.2.4 Approches expérimentées

Différentes méthodes de segmentation sont proposées dans les chapitres suivants. Les méthodes décrites dans le chapitre 12 sont des méthodes globales destinées à segmenter toutes les structures vasculaires cérébrales. Elles

modélisent une partie substantielle de la connaissance anatomique utilisée de manière extrinsèque, sous la forme d'atlas vasculaires. Ces atlas représentent, en particulier, des éléments de connaissance quantifiables sous forme numérique.

Les deux méthodes décrites dans le chapitre 13 intègrent, quant à elles, des éléments de connaissance complexes de manière intrinsèque. Ces éléments non quantifiables sont alors directement intégrés dans les algorithmes de segmentation. Ces méthodes sont dédiées, chacune d'elles étant consacrée à la segmentation d'un vaisseau ou d'un groupe de vaisseaux dans une région des images traitées correspondant à des zones spécifiques délimitées par l'atlas décrit en section 10.1.

Ces méthodes ne recouvrent pas toutes les différentes manières d'aborder l'intégration de connaissance anatomique dans le cadre de la segmentation d'images angiographiques. Elles fournissent toutefois des éléments de réponse relatifs à la pertinence de certaines de ces approches, qui seront discutés dans le chapitre 14.

Chapitre 12

Méthodes de segmentation globales

Ce chapitre présente deux des quatre méthodes de segmentation d'images angiographiques proposées dans ces travaux. Ces deux méthodes sont consacrées à la segmentation d'ARM PC. Les stratégies qu'elles mettent en œuvre sont globales et utilisent une modélisation extrinsèque de la connaissance anatomique considérée en tirant parti des atlas proposés dans le chapitre 10 et de la nature bimodale des images. La première méthode, décrite et analysée en section 12.1, propose une segmentation par croissance de région utilisant l'atlas par régions décrit en section 10.1. La connaissance anatomique utilisée est essentiellement relative au signal vasculaire, lié à la taille des vaisseaux, et au volume vasculaire présent dans chaque région de l'atlas. Elle permet d'adapter des valeurs de seuil haut et bas en fonction de chacune des zones de ce dernier. La seconde méthode, décrite et analysée en section 12.2, propose une segmentation basée sur une transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris et utilisant l'atlas par champs décrit en section 10.2. La connaissance anatomique qu'elle utilise concerne la densité vasculaire ainsi que la taille et l'orientation des vaisseaux. Cette connaissance est employée pour définir les caractéristiques des fonctions structurantes utilisées par la transformée en tout-ou-rien.

12.1 Segmentation par croissance de région

Les outils par croissance de région présentés dans cette section ont constitué les premiers travaux liés à la segmentation développés dans cette thèse. Ils présentent donc des méthodes globalement moins sophistiquées que celles décrites dans les sections suivantes, dans la mesure où ils ont essentiellement servi à évaluer la validité d'une approche guidée par atlas et utilisant des éléments de connaissance anatomique.

12.1.1 Base de travail

Ces premiers travaux sur la segmentation se sont basés sur l'implantation et l'analyse préalable de techniques de segmentation proposées par Dokládal *et al.* dans [46, 47]. Une méthode par croissance de région y a notamment été présentée et appliquée à la segmentation du réseau vasculaire hépatique à partir de données ATDMS. Comme toutes les méthodes de croissance de région, celle-ci part d'un point germe, interactivement choisi dans l'arbre vasculaire. Elle ajoute ensuite de manière itérative des points simples dont l'ordre d'insertion est défini par des critères d'intensité et de temps d'attente, gérés à l'aide d'un ensemble ordonné de files.

Cette méthode prend en entrée une image angiographique $p_{angio} : I \rightarrow \mathbb{Z}$, un point germe $\mathbf{s} \in I$ et une valeur de seuil λ qui indique la valeur minimale que les points appartenant au réseau vasculaire recherché sont susceptibles de présenter. Elle fournit en sortie une image binaire $p_{seg} \subset I$ représentant le réseau vasculaire segmenté. Le fonctionnement de cette méthode, notée M_1 dans la suite de ce chapitre, est décrit dans l'algorithme 12.1.

Le principal avantage de cette méthode est l'usage de points simples, qui garantit que le réseau vasculaire obtenu présente des propriétés topologiques correctes, c'est-à-dire une structure arborescente définie par une seule composante connexe sans tunnel ni cavité. Outre le fait que cette méthode est, par définition, uniquement destinée à la segmentation de réseaux parfaitement arborescents, la stratégie qu'elle propose présente plusieurs inconvénients. En premier lieu, elle n'utilise qu'un point germe. Il est donc possible qu'une partie de l'arbre vasculaire soit non segmentée, si elle est séparée de la partie contenant ce point germe par une perte de signal. Par ailleurs, le critère d'arrêt mis en jeu n'utilise qu'une seule valeur de seuil. Ainsi, pour pouvoir segmenter des vaisseaux relativement petits, donc présentant un signal proche de celui du fond de l'image, il est nécessaire d'accepter de

segmenter également des zones bruitées de l'image, connectées aux vaisseaux et ayant une intensité similaire. Un tel comportement est susceptible de produire de multiples erreurs de segmentation sous forme de faux positifs. Inversement, le choix d'une valeur de seuil élevée, si elle garantit l'élimination de ces zones bruitées, peut aussi générer des faux négatifs dus à la perte des petits vaisseaux.

ALG. 12.1 – Segmentation par croissance de région de Dokládal.

$p_{seg} = \{\mathbf{s}\}$
$F = \{L_i\}_{i=\min p_{angio}}^{\max p_{angio}}$ // ensemble de files
pour tout $\mathbf{x} \in N_{26}(\mathbf{s})$
  ajouter $\mathbf{x}$ à $L_{p_{angio}(\mathbf{x})}$
fin pour
répéter
  $m = \max\{i \in [\min p_{angio}, \max p_{angio}] \mid L_i \neq \emptyset\}$
  extraire $\mathbf{x}$ de L_m
  si $\mathbf{x}$ est 26-simple **alors**
    si $p_{angio}(\mathbf{x}) \geq \lambda$ **alors**
      $p_{seg} = p_{seg} \cup \{\mathbf{x}\}$
      pour tout $\mathbf{y} \in N_{26}(\mathbf{x}) \setminus p_{seg}$
        si $\mathbf{y} \notin L_{p_{angio}(\mathbf{y})}$ **alors**
          ajouter $\mathbf{y}$ à $L_{p_{angio}(\mathbf{y})}$
        fin si
      fin pour
    fin si
  fin si
jusqu'à $p_{angio}(\mathbf{x}) < \lambda$

12.1.2 Optimisation

Afin de résoudre les problèmes liés à cette méthode, une optimisation préliminaire est ici décrite. Cette nouvelle méthode n'utilise plus comme germe un seul point, mais un ensemble de points choisis en considérant une première valeur de seuil λ_{max}. Chacun de ces points est itérativement utilisé pour initialiser une procédure de croissance de région similaire à celle présentée dans M_1, avec une seconde valeur de seuil $\lambda_{min} < \lambda_{max}$. Dans la méthode M_1, chaque point candidat présentant une intensité supérieure à la valeur de seuil λ pouvait être intégré dans le volume segmenté (sous réserve d'être simple), alors que tous les autres étaient rejetés. Dans ce nouvel algorithme, trois cas peuvent se produire : le point candidat peut présenter une intensité inférieure à λ_{min}, supérieure à λ_{max}, ou contenue entre ces deux valeurs. Dans le premier cas, il est rejeté, alors qu'il est accepté dans le second, sous réserve de conserver la topologie de l'objet segmenté. Afin de gérer le troisième cas, un critère de variation d'intensité est introduit afin de décider si un point candidat peut être conservé ou non. Ce critère consiste à comparer les intensités du point candidat et celles de ses 26-voisins déjà inclus dans le volume segmenté. Le processus de décision d'appartenance d'un point $\mathbf{x} \in I$ à l'objet en cours de segmentation $p_{seg} \subset I$ (dans le cas où $\mathbf{x}$ est simple par rapport à p_{seg}) est décrit dans l'algorithme 12.2. Les paramètres α_{min} et α_{max} (tels que $0 < \alpha_{min} < \alpha_{max} < 1$) sont les valeurs définissant le critère de variation d'intensité.

ALG. 12.2 – Éligibilité d'un point simple.

si $p_{angio}(\mathbf{x}) > \lambda_{max}$ **alors**
  $\mathbf{x}$ est accepté
sinon si $p_{angio}(\mathbf{x}) < \lambda_{min}$ **alors**
  $\mathbf{x}$ est rejeté
sinon
  si $\exists \mathbf{y} \in N_{26}(\mathbf{x}) \cap p_{seg}, p_{angio}(\mathbf{x}) < \alpha_{min}.p_{angio}(\mathbf{y})$ **alors**
    $\mathbf{x}$ est rejeté
  sinon si $\exists \mathbf{y} \in N_{26}(\mathbf{x}) \cap p_{seg}, p_{angio}(\mathbf{x}) > \alpha_{max}.p_{angio}(\mathbf{y})$ **alors**
    $\mathbf{x}$ est accepté
  sinon
    $\mathbf{x}$ est temporairement rejeté (il pourra éventuellement être de nouveau considéré après modification de $p_{seg} \cap N_{26}(\mathbf{x})$)
  fin si
fin si

Ce critère interdit d'accepter un point s'il présente une intensité trop faible en comparaison de ses voisins déjà considérés comme faisant partie de la segmentation. Ceci se justifie par le fait qu'une forte variation de signal

caractérise généralement la frontière entre le flux sanguin et le fond de l'image dans les images angiographiques. Il a été expérimentalement observé que pour ce critère, qui s'apparente globalement à une analyse de gradient, des valeurs $(\frac{1}{2}, \frac{2}{3})$ pour $(\alpha_{min}, \alpha_{max})$ fournissent des résultats satisfaisants.

La méthode ainsi obtenue, notée M_2 et décrite par l'algorithme 12.3, prend en entrée une image angiographique $p_{angio} : I \to \mathbb{Z}$, deux valeurs de seuil $(\lambda_{min}, \lambda_{max})$ et deux valeurs de variation d'intensité $(\alpha_{min}, \alpha_{max})$. De même que M_1, elle fournit en sortie une image binaire $p_{seg} \subset I$ représentant le réseau vasculaire segmenté.

ALG. 12.3 – Segmentation par croissance de région optimisée.

$p_{seg} = \emptyset$
pour tout $\mathbf{s} \in I$
  si $p_{angio}(\mathbf{s}) > \lambda_{max} \wedge \mathbf{s} \notin p_{seg} \wedge N_{26}(\mathbf{s}) \cap p_{seg} = \emptyset$ **alors**
    $F = \{L_i\}_{i=\min p_{angio}}^{\max p_{angio}}$ // ensemble de files
    $p_{seg} = p_{seg} \cup \{s\}$
    pour tout $\mathbf{x} \in N_{26}(\mathbf{s})$
      ajouter $\mathbf{x}$ à $L_{p_{angio}(\mathbf{x})}$
    fin pour
    répéter
      $m = \max\{i \in [\min p_{angio}, \max p_{angio}] \mid L_i \neq \emptyset\}$
      extraire $\mathbf{x}$ de L_m
      si $\mathbf{x}$ est 26-simple **alors**
        si $p_{angio}(\mathbf{x}) > \lambda_{max}$ **alors**
          $p_{seg} = p_{seg} \cup \{\mathbf{x}\}$
          pour tout $\mathbf{y} \in N_{26}(\mathbf{x}) \setminus p_{seg}$
            si $\mathbf{y} \notin L_{p_{angio}(\mathbf{y})}$ **alors**
              ajouter $\mathbf{y}$ à $L_{p_{angio}(\mathbf{y})}$
            fin si
          fin pour
        sinon si $\lambda_{min} \leq p_{angio}(\mathbf{x}) \leq \lambda_{max}$ **alors**
          si $\forall \mathbf{z} \in N_{26}(\mathbf{x}) \cap p_{seg}, p_{angio}(\mathbf{x}) \geq \alpha_{min}.p_{angio}(\mathbf{z})$ **alors**
            si $\exists \mathbf{z} \in N_{26}(\mathbf{x}) \cap p_{seg}, p_{angio}(\mathbf{x}) > \alpha_{max}.p_{angio}(\mathbf{z})$ **alors**
              $p_{seg} = p_{seg} \cup \{\mathbf{x}\}$
              pour tout $\mathbf{y} \in N_{26}(\mathbf{x}) \setminus p_{seg}$
                si $\mathbf{y} \notin L_{p_{angio}(\mathbf{y})}$ **alors**
                  ajouter $\mathbf{y}$ à $L_{p_{angio}(\mathbf{y})}$
                fin si
              fin pour
            fin si
          fin si
        fin si
      fin si
    jusqu'à $p_{angio}(\mathbf{x}) < \lambda_{max}$
  fin si
fin pour

L'utilisation de plusieurs points germes, initialisant chacun une croissance de région, permet de segmenter plusieurs structures qui seraient perdues par l'utilisation d'un unique point germe. Toutefois, une conséquence de cette stratégie est la perte de la nature arborescente du réseau vasculaire segmenté qui, s'il est plus complet, est néanmoins composé de plusieurs composantes connexes. Une telle structure, qui n'est plus un arbre, peut donc être considérée comme moins satisfaisante que le résultat fourni par la méthode M_1. Toutefois, si la présence de multiples composantes peut apparaître comme un défaut, il convient de constater que :

- $n - 1$ des n composantes segmentées par cette méthode n'auraient pas été détectées par la précédente ;
- les structures segmentées ne présentent toujours pas de tunnel ou de cavité, conservant donc deux propriétés topologiques importantes ;
- l'utilisation d'un double seuillage reste un moyen efficace de segmenter des structures présentant une faible intensité tout en évitant de segmenter du bruit, ce qui ne pourrait être réalisé avec la méthode M_1.

Par ailleurs, une segmentation topologiquement correcte du réseau vasculaire cérébral devrait idéalement fournir non pas une composante connexe, comme le ferait la méthode M_1, mais deux, correspondant respectivement aux réseaux artériel et veineux. Par ailleurs, ces deux réseaux présentent une topologie relativement complexe qui, en toute rigueur, n'est pas totalement arborescente. En ce qui concerne la conservation de propriétés topologiques, la méthode M_2 ne peut donc pas être considérée comme moins performante que la méthode M_1.

Finalement, cette méthode peut être vue comme l'introduction d'un seuillage à hystérèse dans le processus de croissance de région, dans la mesure où deux valeurs de seuil sont utilisées au lieu d'une. Si elle peut être considérée

comme théoriquement plus efficace que la précédente, elle n'intègre néanmoins toujours pas de connaissance anatomique concernant les structures qu'elle segmente. De plus, même si elle emploie deux valeurs de seuil, ces dernières restent néanmoins fixes. Afin de rendre une telle méthode plus robuste face aux variations d'intensité des images traitées, il pourrait donc être utile d'employer des valeurs adaptatives. Cette approche aboutit à la première méthode guidée par atlas, proposée dans ce qui suit.

12.1.3 Segmentation guidée par atlas

Principe

Dans les images de phase d'ARM PC, le signal vasculaire est dépendant de la vitesse du flux sanguin, cette vitesse étant elle-même fonction de la taille des vaisseaux. La méthode décrite dans cette section tire parti de cette propriété en utilisant deux éléments de connaissance anatomique. Le premier consiste à supposer que chaque région de l'atlas décrit en section 10.1 contient des structures vasculaires dont la taille (et donc le signal) est homogène. Le second est relatif à la proportion du volume vasculaire dans chaque région, considéré comme globalement invariant d'un individu à l'autre. Ces deux hypothèses sont utilisées pour proposer une segmentation par croissance de région guidée par un atlas modélisant des valeurs de seuil évaluées automatiquement en fonction de ces propriétés vasculaires.

Entrée et sortie

La méthode prend en entrée une ARM PC $p : I \rightarrow \mathbb{Z}^2$, composée d'une image module p_{mod} et d'une image de phase p_{pha}, ainsi qu'un atlas $\mathcal{A}$ composé de n régions (avec $n = 12$ dans le cas de l'atlas défini en section 10.1) et de son image de référence p^{ref}_{mod}. Elle peut également prendre comme paramètres les coefficients α_{min} et α_{max} (qui ont ici été expérimentalement définis comme des constantes : $(\alpha_{min}, \alpha_{max}) = (\frac{1}{2}, \frac{3}{4})$). Elle fournit en sortie une image binaire $p_{seg} \subset I$.

Algorithme

Cette méthode, notée M_3, se compose de trois étapes successives de recalage, de détermination des valeurs de seuil dans chaque région, et de segmentation par croissance de région.

Étape 1 : recalage non rigide L'image de référence p^{ref}_{mod} est tout d'abord recalée de manière non rigide (en utilisant la même méthode [125, 126] que dans la section 9.3) sur l'image module p_{mod} du patient. Ce recalage, qui conserve les propriétés topologiques des structures contenues dans l'image, garantit donc que le champ de déformation $D : I \rightarrow I$ obtenu permet de recaler l'atlas par régions en conservant ses propriétés en termes de nombre et d'adjacence de régions voisines. Ce champ de déformation, appliqué sur l'atlas $\mathcal{A}$, permet d'aboutir à un nouvel atlas $\mathcal{A}_{rec}$ défini par :

$$\left| \begin{array}{rccc} \mathcal{A}_{rec} : & I & \rightarrow & [0, n-1] \\ & \mathbf{x} & \mapsto & (\mathcal{A} \circ D^{-1})(\mathbf{x}) \end{array} \right. ,$$

Ce nouvel atlas fournit donc une représentation adaptée aux structures anatomiques représentées par l'image p. Un exemple de recalage de l'atlas $\mathcal{A}$ est illustré dans la figure 12.1.

Afin d'obtenir une modélisation plus fine des frontières entre les régions, il est possible d'appliquer un filtre Gaussien sur l'atlas $\mathcal{A}$. Ce nouvel atlas, aux frontières lissées peut alors s'exprimer sous la forme :

$$\left| \begin{array}{rccc} \mathcal{A}^{lis} : & I & \rightarrow & [0, 1]^n \\ & \mathbf{x} & \mapsto & (v_i(\mathbf{x}))_{i=0}^{n-1} \end{array} \right. ,$$

où la valeur $v_i(\mathbf{x})$ correspond au taux d'appartenance d'un point $\mathbf{x}$ à la i^{e} région ($\mathcal{A}_i$) de l'atlas. On a donc :

$$\sum_{i=0}^{n-1} v_i(\mathbf{x}) = 1,$$

pour tout $\mathbf{x} \in I$. L'atlas alors obtenu par recalage $\mathcal{A}^{lis}_{rec} = \mathcal{A}^{lis} \circ D^{-1}$ s'exprime sous une forme similaire à celle de $\mathcal{A}^{lis}$.

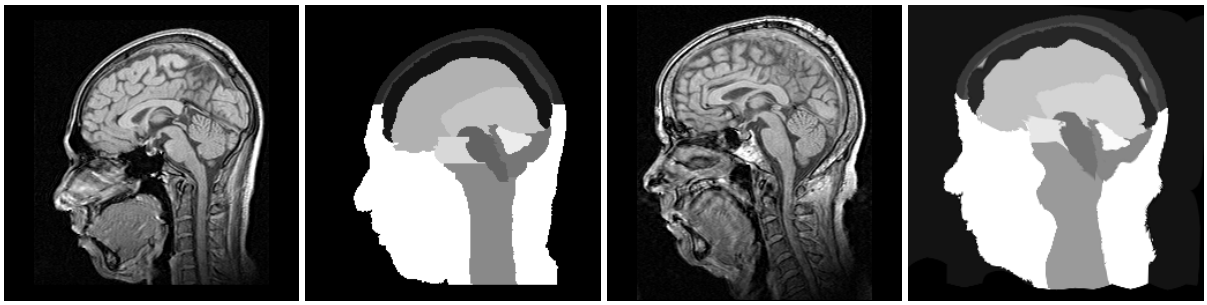

FIG. 12.1 – Recalage de l'atlas par régions. De gauche à droite : image module de référence (p_{mod}^{ref}), atlas par régions ($\mathcal{A}$), image module de l'ARM traitée (p_{mod}), atlas correspondant obtenu par recalage ($\mathcal{A}_{rec}$).

Étape 2 : détermination de valeurs de seuil La détermination des valeurs de seuil λ_{min} et λ_{max} pour chaque région de l'atlas peut être effectuée manuellement. Néanmoins, la détermination de $2n$ valeurs pour chaque image traitée est une tâche longue et délicate. La deuxième étape de cette méthode consiste donc en la détermination automatique de celles-ci.

L'atlas $\mathcal{A}_{rec}$, correspondant à l'image p du patient considéré, est utilisé conjointement à l'image de phase p_{pha} afin de déterminer les valeurs de seuil $\{\lambda_{min,i}, \lambda_{max,i}\}_{i=0}^{n-1}$ correspondant à l'ensemble des régions $\{\mathcal{A}_{rec,i}\}_{i=0}^{n-1}$. Cette détermination se base sur l'hypothèse que la proportion du volume vasculaire dans chaque région est globalement invariante d'un individu à l'autre, et que les vaisseaux présents dans chaque région présentent une taille et par conséquent un signal relativement homogènes. À partir d'une base de 15 images correctement segmentées (en utilisant notamment la méthode M_2), la proportion du volume vasculaire a été évaluée pour chaque région et chaque image. Pour toutes les régions $\mathcal{A}_i$ de l'atlas, la proportion moyenne μ_i et l'écart-type associé σ_i ont ainsi été calculés. Il est alors possible d'évaluer les valeurs de $\lambda_{min,i}$ et $\lambda_{max,i}$ pour chaque région $\mathcal{A}_{rec,i}$ de l'atlas $\mathcal{A}_{rec}$ de la manière suivante :

$$\lambda_{max,i} = \inf\left\{\lambda \mid \frac{\text{card}\{\mathbf{x} \in \mathcal{A}_{rec,i} \mid p_{pha}(\mathbf{x}) > \lambda\}}{\text{card}(\mathcal{A}_{rec,i})} < \mu_i - 2\sigma_i\right\},$$

$$\lambda_{min,i} = \sup\left\{\lambda \mid \frac{\text{card}\{\mathbf{x} \in \mathcal{A}_{rec,i} \mid p_{pha}(\mathbf{x}) > \lambda\}}{\text{card}(\mathcal{A}_{rec,i})} > \mu_i + 2\sigma_i\right\}.$$

La proportion de voxels présentant une intensité supérieure à λ_{max} est alors égale à $\mu_i - 2\sigma_i$ tandis que celle de voxels présentant une intensité inférieure à λ_{min} est égale à $1 - (\mu_i + 2\sigma_i)$. Les valeurs $\mu_i - 2\sigma_i$ et $\mu_i + 2\sigma_i$ ont été choisies afin de définir un intervalle de taille adéquate pour minimiser la génération de faux positifs et de faux négatifs. Par ailleurs, l'utilisation d'une telle stratégie autorise l'évolution des valeurs μ_i et σ_i en fonction de l'enrichissement de la base d'apprentissage, permettant ainsi à la méthode de pouvoir éventuellement s'affiner au cours d'utilisations successives.

Ici encore, l'approche proposée utilisant l'atlas $\mathcal{A}$ est susceptible de présenter des problèmes liés à la continuité des valeurs de seuil entre les différentes régions. Il est donc possible d'avoir recours à l'atlas $\mathcal{A}_{rec}^{lis}$ obtenu par recalage de $\mathcal{A}^{lis}$, pour proposer une version continue des valeurs de seuil qui sont alors définies par les fonctions :

$$\left|\begin{array}{rccc} \lambda_{min}: & I & \to & \mathbb{Z} \\ & \mathbf{x} & \mapsto & \mathcal{A}_{rec}^{lis}(\mathbf{x}).(\lambda_{min,i})_{i=0}^{n-1} \end{array}\right. ,$$

$$\left|\begin{array}{rccc} \lambda_{max}: & I & \to & \mathbb{Z} \\ & \mathbf{x} & \mapsto & \mathcal{A}_{rec}^{lis}(\mathbf{x}).(\lambda_{max,i})_{i=0}^{n-1} \end{array}\right. ,$$

où les valeurs de seuil en chaque point sont obtenues comme la somme des valeurs en chaque région pondérées par le taux d'appartenance du point à chacune de ces régions.

Étape 3 : segmentation par croissance de région La dernière étape de l'algorithme consiste à segmenter les structures vasculaires cérébrales contenues dans p_{pha} en utilisant les fonctions de seuil haut et bas précédemment définies. Cette étape, décrite par l'algorithme 12.4, est relativement similaire à la segmentation proposées dans la méthode M_2. Elle en diffère toutefois dans la mesure où les valeurs de seuil λ_{min} et λ_{max} prises en entrée ne sont plus fixes mais dépendent de la position dans l'image. Comme dans M_2, cette étape prend en entrée l'image

angiographique p_{pha} et les taux de variation d'intensité $(\alpha_{min}, \alpha_{max})$. Il est à noter que l'utilisation de valeurs $(\frac{1}{2}, \frac{3}{4})$ pour ces taux de variation, plus restrictives que dans M_2, est ici autorisée par la plus grande adaptativité des valeurs de seuil qui permettent donc l'utilisation d'une variation d'intensité moindre pour pouvoir correctement discriminer les structures pertinentes du bruit et des artefacts. Comme dans M_2, cette dernière étape fournit en sortie une image segmentée $p_{seg} \subset I$ représentant le réseau artériel et veineux visualisé dans p_{pha}.

ALG. 12.4 – Troisième étape de la segmentation par croissance de région guidée par atlas.

$p_{seg} = \emptyset$
pour tout $\mathbf{s} \in I$
  si $p_{pha}(\mathbf{s}) > \lambda_{max}(\mathbf{s}) \wedge \mathbf{s} \notin p_{seg} \wedge N_{26}(\mathbf{s}) \cap p_{seg} = \emptyset$ **alors**
    $F = \{L_i\}_{i=\min p_{pha}}^{\max p_{pha}}$ // ensemble de files
    $p_{seg} = p_{seg} \cup \{\mathbf{s}\}$
    pour tout $\mathbf{x} \in N_{26}(\mathbf{s})$
      ajouter $\mathbf{x}$ à $L_{p_{pha}(\mathbf{x})}$
    fin pour
    répéter
      $m = \max\{i \in [\min p_{pha}, \max p_{pha}] \mid L_i \neq \emptyset\}$
      extraire $\mathbf{x}$ de L_m
      si $\mathbf{x}$ est 26-simple **alors**
        si $p_{pha}(\mathbf{x}) > \lambda_{max}(\mathbf{x})$ **alors**
          $p_{seg} = p_{seg} \cup \{\mathbf{x}\}$
          pour tout $\mathbf{y} \in N_{26}(\mathbf{x}) \setminus p_{seg}$
            si $\mathbf{y} \notin L_{p_{pha}(\mathbf{y})}$ **alors**
              ajouter $\mathbf{y}$ à $L_{p_{pha}(\mathbf{y})}$
            fin si
          fin pour
        sinon si $\lambda_{min}(\mathbf{x}) \leq p_{pha}(\mathbf{x}) \leq \lambda_{max}(\mathbf{x})$ **alors**
          si $\exists \mathbf{z} \in N_{26}(\mathbf{x}) \cap p_{seg}, p_{pha}(\mathbf{x}) > \alpha_{max}.p_{pha}(\mathbf{z})$ **alors**
            $p_{seg} = p_{seg} \cup \{\mathbf{x}\}$
            pour tout $\mathbf{y} \in N_{26}(\mathbf{x}) \setminus p_{seg}$
              si $\mathbf{y} \notin L_{p_{pha}(\mathbf{y})}$ **alors**
                ajouter $\mathbf{y}$ à $L_{p_{pha}(\mathbf{y})}$
              fin si
            fin pour
          fin si
        fin si
      fin si
    jusqu'à $p_{pha}(\mathbf{x}) < \lambda_{max}(\mathbf{x})$
  fin si
fin pour

12.1.4 Expérimentations

Temps d'exécution et complexité

Les méthodes M_1, M_2, ainsi que la troisième étape de M_3 sont relativement similaires et présentent donc une complexité identique $O(\text{card}(I))$, linéaire par rapport au nombre de voxels contenus dans les images traitées. La seconde étape de M_3 présente également une telle complexité. En ce qui concerne la première étape de cette même méthode, il est impossible de fournir une évaluation de complexité dans la mesure où l'algorithme de recalage non rigide est itératif et utilise un critère d'arrêt dépendant de la minimisation d'une énergie. Sa complexité peut donc varier de manière sensible en fonction des images traitées.

Le temps d'exécution sont de 2 minutes pour la méthode M_1 et 4 minutes pour la méthode M_2. Les trois étapes de la méthode M_3 requièrent, quant à elles, respectivement 10, 2 et 4 minutes pour des images telles que celles de la base 1. La méthode guidée par atlas est donc plus coûteuse en temps que les deux autres. Ceci s'explique essentiellement par la phase de recalage non rigide qui est absolument nécessaire afin de pouvoir utiliser l'atlas par régions de manière adéquate. Si ce temps plus élevé peut apparaître comme un défaut, il doit être considéré en regard de l'information vasculaire supplémentaire et de la qualité des résultats obtenus. De plus, la méthode guidée par atlas étant totalement automatique, elle ne doit être appliquée qu'une fois, alors que de multiples essais doivent être accomplis avec les deux autres algorithmes avant d'obtenir des résultats satisfaisants.

Automaticité

Bien que la deuxième étape de la méthode M_3 puisse être interactive (en autorisant une définition manuelle des valeurs λ_{min} et λ_{max} pour chaque région de l'atlas), elle a toutefois été conçue pour fonctionner de manière automatique. Les première et troisième étapes étant également automatiques, la méthode guidée par atlas peut donc fonctionner sans aucune interaction. Plusieurs tentatives ont été accomplies, sans succès, pour rendre les méthodes M_1 et M_2 également automatiques. Cet échec est essentiellement à mettre sur le compte de la difficulté à trouver des valeurs de seuil globales correctes. Ce manque d'automaticité peut donc être considéré comme l'un des défauts liés au traitement uniforme de différentes régions d'une image présentant des particularités spécifiques.

12.1.5 Validations

Les résultats obtenus par la méthode guidée par atlas ont été validés par comparaison avec ceux fournis par les méthodes M_1 et M_2. Ces validations incluent une étude qualitative concernant la qualité visuelle des résultats et une étude quantitative visant à déterminer la quantité d'information supplémentaire apportée par la méthode proposée. Les trois méthodes ont chacune été appliquées sur 40 ARM PC de la base 1. Il convient de remarquer que les images ont été traitées une seule fois par la méthode M_3, alors qu'il a été nécessaire d'appliquer de 5 à 10 fois les méthodes M_1 et M_2 avec des paramètres différents avant de trouver des résultats optimaux. Par ailleurs, la méthode M_1 a également dû être appliquée avec plusieurs points germes choisis par seuillage, l'utilisation d'un seul menant à des résultats beaucoup trop pauvres.

Validation qualitative

Des visualisations MIP et 3D ont été employées pour valider de manière qualitative les résultats fournis par les différentes méthodes, notamment afin de savoir dans quelle mesure la qualité visuelle de ces visualisations était améliorée par chacune d'elles. Les trois algorithmes de segmentation rendent la visualisation MIP plus aisément analysable en éliminant une large part du bruit de fond de l'image. Comme il peut être observé dans la figure 12.2, l'algorithme guidé par atlas permet, en particulier, de visualiser clairement de petites structures vasculaires confondues avec le bruit dans les images initiales. Toutefois, si cet algorithme semble fournir une meilleure visualisation par MIP que les deux autres, il reste difficile d'évaluer cette amélioration. Celle-ci devient plus clairement estimable en observant les résultats obtenus en visualisation 3D. De telles visualisations sont notamment illustrées en figure 12.3. Une simple analyse visuelle permet alors de constater que la segmentation obtenue à l'aide de l'atlas par régions semble généralement contenir sensiblement moins de bruit et plus de détails que les autres segmentations proposées.

Validation quantitative

Les segmentations obtenues grâce à la méthode M_3 ont également fait l'objet de validations plus systématiques. Elles ont ainsi été quantitativement comparées à celles fournies par les méthodes M_1 et M_2 afin d'évaluer leurs taux respectifs de faux et vrais positifs. Ainsi, pour chacune des 40 images et pour chaque algorithme, les différentes structures segmentées ont été étiquetées par un expert comme vrais ou faux positifs. Dans la plupart des cas, les artefacts et les structures vasculaires étant non connectés, il a été possible de considérer directement les composantes connexes et d'éviter de ce fait une classification voxel par voxel. Cependant, dans quelques rares cas impliquant des vaisseaux et des artefacts fusionnés dans une même composante connexe, une telle classification a dû être effectuée. L'étiquetage des 120 segmentations a été accompli en manipulant interactivement et simultanément les représentations 3D et par coupes des images. Certaines informations relatives aux quantités de vrais et faux positifs dans chaque image sont regroupées dans la table 12.1.

On peut notamment observer que les méthodes M_2 et M_3 segmentent chacune plus de voxels que la méthode M_1. Toutefois, bien que ces deux méthodes de segmentation détectent, en moyenne, une quantité similaire de voxels, la méthode guidée par atlas génère un taux de faux positifs largement inférieur à la méthode M_2. Elle permet, de ce fait, d'obtenir plus d'informations pertinentes et moins de bruit, simplifiant l'analyse des images traitées.

Par ailleurs, 47% de l'ensemble des structures segmentées le sont simultanément par les trois méthodes. Ce volume correspond aux vaisseaux les plus larges (sinus, veines et artères du cou). De plus, l'algorithme guidé par atlas détecte correctement 38% de voxels qui ne sont pas détectés par au moins l'une des méthodes M_1 et M_2. Ces vaisseaux correspondent à un signal sanguin relativement faible, au niveau du cou et des petites artères situées dans

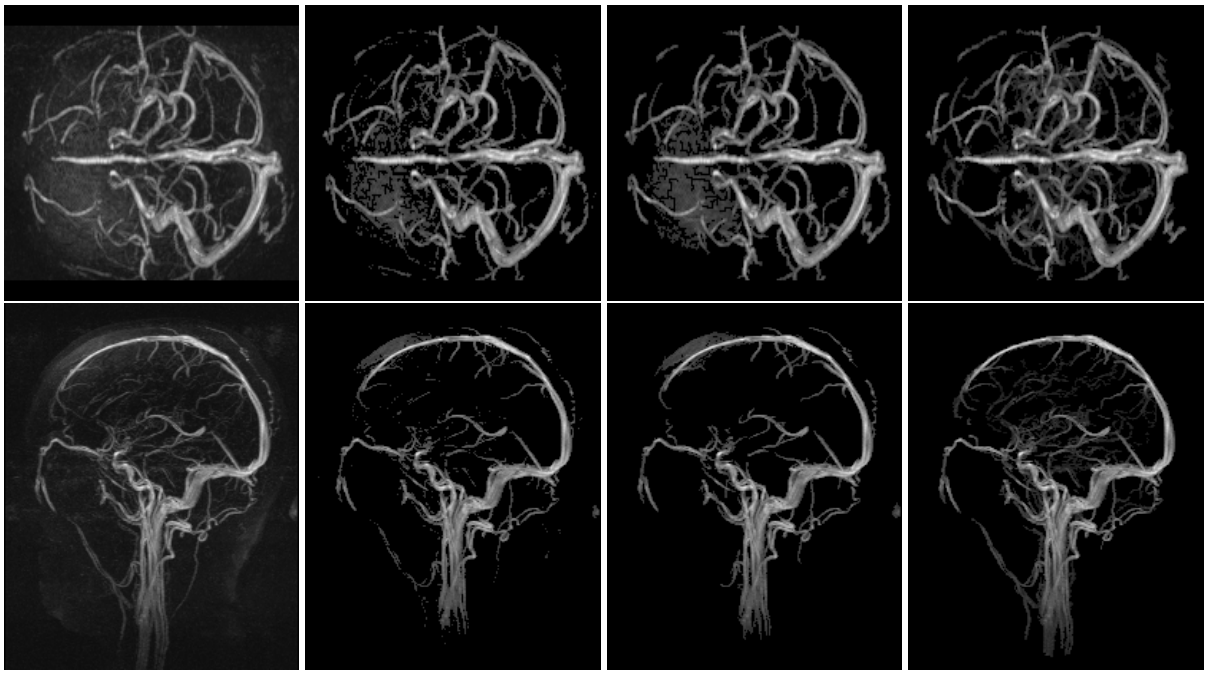

FIG. 12.2 – MIP d'un arbre vasculaire segmenté à l'aide des différentes méthodes par croissance de région. Les images binaires obtenues par segmentation sont utilisées comme masque pour éliminer le fond de l'image. De gauche à droite : image initiale, images segmentées par l'algorithme de Dokládal, par son optimisation et par l'algorithme guidé par atlas. Première ligne : MIP des coupes axiales. Seconde ligne : MIP des coupes sagittales.

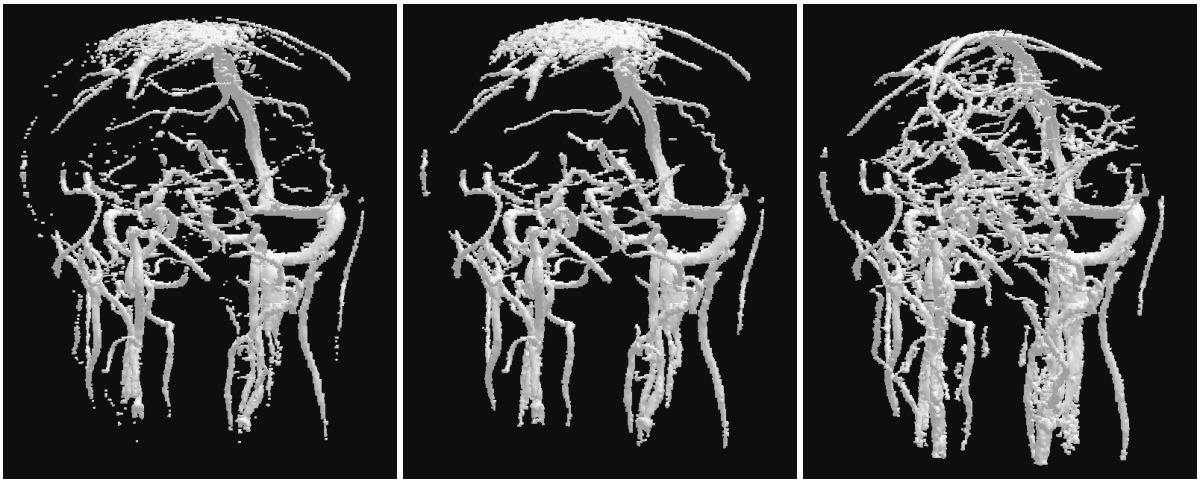

FIG. 12.3 – Visualisation 3D d'un arbre vasculaire segmenté à l'aide des différentes méthodes par croissance de région. À gauche : Segmentation fournie par l'algorithme de Dokládal. Au milieu : Segmentation fournie par son optimisation. À droite : Segmentation fournie par l'algorithme guidé par atlas.

	Segmentation			Faux positifs			Vrais positifs		
	M_1	M_2	M_3	M_1	M_2	M_3	M_1	M_2	M_3
1	39 789	76 524	61 469	971	12 274	0	38 818	64 250	61 469
2	22 311	38 812	54 957	1 170	7 858	6 308	21 141	30 954	48 649
3	49 583	64 495	57 723	1 385	0	0	48 198	64 495	57 723
4	41 737	75 060	56 358	332	81	47	41 405	74 979	56 311
5	25 584	34 000	50 192	1 943	0	1 352	23 641	34 000	48 840
6	42 048	53 993	49 483	2 945	888	648	39 103	53 105	48 835
7	34 924	54 836	65 547	3 108	11 190	3 464	31 816	43 646	62 083
8	15 820	26 540	54 666	2 587	1 061	372	13 233	25 479	54 294
9	32 945	85 566	62 930	7 082	35 186	1 880	25 863	50 380	61 050
10	20 418	40 663	55 855	1 082	0	1 516	19 336	40 663	54 369
11	21 341	36 006	53 648	2 687	0	858	18 654	36 006	52 790
12	70 327	110 188	81 364	4 653	13 008	581	65 674	97 180	80 783
13	81 419	122 054	82 912	5 630	14 144	635	75 789	107 910	82 277
14	36 723	45 049	43 646	2 336	28	430	34 387	45 021	43 216
15	21 000	31 183	44 544	222	23	384	20 778	32 160	44 160
16	40 948	61 362	51 154	2 011	8 331	0	38 937	53 031	51 154
17	21 419	44 352	58 628	1 389	1 396	1 190	20 030	42 956	57 438
18	25 601	32 987	72 482	1 218	1 818	3 631	24 383	31 169	68 851
19	36 411	43 771	52 187	3 763	6 679	0	32 648	37 092	52 187
20	30 728	37 426	49 295	4 971	7 787	597	25 757	29 639	48 698
21	40 397	75 923	56 220	5 546	21 245	0	34 851	54 678	56 220
22	34 613	50 074	48 820	2 205	6 327	387	32 408	43 747	48 433
23	40 743	117 077	50 218	21 971	85 924	12 645	18 772	31 153	37 573
24	35 717	59 515	54 031	7 967	19 633	4 286	27 750	39 882	49 745
25	36 347	69 933	46 203	6 780	24 712	1 523	29 567	45 221	44 680
26	64 882	97 207	63 645	3 652	13 060	0	61 230	84 147	63 645
27	37 435	44 194	58 622	2 888	3 561	138	34 547	40 633	58 484
28	28 012	42 331	48 491	1 756	7 075	951	26 256	35 256	47 540
29	43 512	61 717	58 548	913	1 127	0	42 599	60 590	58 548
30	44 936	51 769	53 702	3 514	4 784	180	41 422	46 985	53 522
31	43 792	49 144	57 782	2 016	938	2 677	41 776	48 206	55 105
32	26 234	46 669	46 697	2 024	5 847	370	24 210	40 822	46 327
33	34 104	52 418	56 099	4 111	10 477	554	29 993	41 941	55 545
34	29 938	35 732	51 964	3 731	4 359	1 746	26 207	31 373	50 218
35	26 996	44 752	56 479	8 723	16 617	8 454	18 273	28 135	48 025
36	37 082	63 758	51 639	1 229	56	0	35 853	63 702	51 639
37	16 633	41 962	49 132	549	0	6 187	16 084	41 962	42 945
38	21 667	42 940	60 201	6 246	17 985	27 676	15 421	24 955	32 525
39	40 750	48 900	52 348	5 537	6 733	1 547	35 213	42 167	50 801
40	48 835	70 829	60 398	6 176	12 292	596	42 659	58 537	59 802
μ	33 817	57 043	56 007	3 725	9 613	2 345	31 254	47 455	53 662
σ	10 496	23 219	8 490	3 994	14 779	4 878	11 752	18 518	9 611

TAB. 12.1 – Évaluation du nombre de vrais et faux positifs sur 40 images, après segmentation par les méthodes par croissance de région guidée par atlas (M_3), de Dokládal (M_1) et de son optimisation (M_2). Les trois premières colonnes (Segmentation) indiquent le nombre de voxels segmentés par les trois méthodes. Les trois colonnes suivantes (Faux positifs) indiquent, pour chaque méthode, le nombre de voxels segmentés de manière erronée. Les trois dernières colonnes (Vrais positifs) indiquent, pour chaque méthode, le nombre de voxels correctement segmentés. Les deux dernières lignes donnent les moyenne (μ) et écart-type (σ) de chaque colonne.

le plan médian du cerveau et sous celui-ci. La détection de ces dernières structures est un résultat satisfaisant dans la mesure où ces artères sont très petites (présentant un diamètre proche de la résolution de l'image) et fournissent de ce fait un signal assez proche du signal de fond.

Il convient finalement de noter que 15% des structures segmentées sont non détectées par la méthode guidée par atlas, alors qu'au moins l'une des deux autres méthodes les détectent. Ces vaisseaux sont presque toujours non cérébraux, et sont généralement constitués par des veines et artères de la face et du scalp. Toutefois, cette perte ne constitue pas un problème fondamental dans la mesure où l'objectif principal de cette méthode reste la segmentation de vaisseaux directement liés à la vascularisation du cerveau. Il arrive néanmoins que dans de rares cas, une partie du sinus droit fasse partie de ces faux négatifs. Cette erreur est causée par des imprécisions de recalage dues à la difficulté de détecter la frontière supérieure du cervelet uniquement à partir de l'information liée au signal IRM.

En ce qui concerne la segmentation des faux positifs, les erreurs constatées sont généralement causées par des artefacts d'intensité élevée générés par le processus d'acquisition d'images (superposition de signal due à sa périodicité dans le domaine de Fourier) ou par des mouvements du patient durant cette acquisition. La méthode guidée par atlas peut éliminer des artefacts situés dans le fond de l'image ou au niveau de la face et du scalp, mais elle peut s'avérer incapable d'éliminer de tels artefacts s'ils sont connectés ou confondus avec des structures vasculaires. Ceci explique pourquoi approximativement 4% du volume segmenté par la méthode M_3 correspond

encore à des faux positifs.

12.1.6 Bilan

Cette méthode par croissance de région (dont des résultats sont illustrés dans les figures 12.4 et 12.5), malgré son caractère relativement simple, constitue la toute première méthode de segmentation d'images angiographiques guidée par atlas. Les validations menées sur les 40 images traitées tendent à prouver que l'utilisation de l'atlas par régions, afin d'autoriser l'adaptativité des paramètres de segmentation en fonction des structures anatomiques, apporte une réelle plus-value en termes d'efficacité par rapport à des méthodes non guidées par atlas. En particulier, les structures de petite taille (*i.e.* les petites artères localisées dans le plan médian et au niveau de la surface inférieure du cerveau) et celles présentant un signal hétérogène ou bas, sont mieux segmentées. Malgré ces résultats globalement satisfaisants, il convient de noter que cette méthode génère encore des faux positifs qui, s'ils sont moins fréquents que dans le cas de méthodes non guidées par atlas, sont tout de même présents. Toutefois, une partie non négligeable de ces faux positifs dus à la présence d'artefacts d'intensité supérieure ou égale à celle du flux sanguin, présentent des formes non tubulaires et pourraient probablement être discriminés des structures vasculaires à l'aide de post-traitements adaptés. De faux négatifs ont également pu être observés dans quelques cas, au niveau du scalp et du cervelet. Si la segmentation des vaisseaux du scalp n'est pas d'un intérêt majeur pour l'analyse d'images généralement destinées à visualiser les vaisseaux cérébraux, les erreurs concernant le sinus droit nécessitent d'être résolues. La solution principale consisterait à améliorer les outils de recalage utilisés. Dans l'attente du développement de tels outils, une solution alternative pourrait consister à modifier l'atlas proposé afin d'éviter la présence d'une frontière entre deux régions, susceptible d'osciller de manière erronée dans cette zone. Cette modification pourrait être réalisée en créant une nouvelle région dédiée au seul sinus droit et incluant une partie des régions correspondant au cervelet et aux hémisphères cérébraux. Toutefois, comme il a déjà été constaté, une telle approche de modification de l'atlas par régions reste délicate dans la mesure où sa création ne résulte pas d'un processus automatique.

La contribution la plus importante de ces premiers travaux menés sur la segmentation a donc été de mettre en évidence l'utilité d'intégrer de la connaissance anatomique dans un processus de segmentation d'images angiographiques ainsi que la faisabilité d'une telle approche, en prouvant au passage la validité de la notion d'atlas vasculaire. Il a notamment été montré que la forte corrélation existant entre les vaisseaux et les structures anatomiques avoisinantes permet d'utiliser une image non angiographique comme référentiel anatomique pour le développement d'un atlas vasculaire et pour son utilisation dans le cadre de méthodes de segmentation.

L'utilisation de connaissance s'est toutefois restreinte ici à la prise en compte de propriétés invariantes relatives à la taille des vaisseaux à travers son influence sur le signal vasculaire, et à la proportion de structures vasculaires dans chaque région de l'atlas. Par ailleurs, l'utilisation d'atlas par régions restreint sensiblement les possibilités d'évolution et de développement de méthodes guidées par de tels atlas. Ceci est encore plus vrai lorsque la connaissance anatomique modélisée est suffisamment fine pour pouvoir varier d'un voxel à l'autre. Il semble alors raisonnable de considérer, dans de tels cas, l'utilisation d'atlas modélisant cette connaissance sous forme de champs. Cette approche est notamment développée dans la section suivante. On notera néanmoins que l'usage d'atlas par régions peut être considéré dans le cadre d'approches dédiées, où à chaque région est associée une méthode de segmentation spécifique tirant parti de connaissance anatomique non nécessairement modélisable de manière explicite. Ce genre d'approche sera étudié dans le chapitre 13.

12.2 Segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris

La méthode de segmentation présentée dans cette section est basée sur le concept de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris. Elle s'appuie également sur l'utilisation d'un atlas par champs similaire à celui décrit en section 10.2, afin de modéliser des éléments de connaissance visant à guider le processus de segmentation.

12.2.1 Méthode existante

Une utilisation de la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris a été proposée par Naegel *et al.* dans [121] pour la segmentation de l'entrée de la veine porte. Elle y est utilisée pour l'initialisation automatique d'un procédé de croissance de région destiné à segmenter le réseau vasculaire hépatique. Cette méthode consiste en la création d'une fonction composite à partir de la détermination de propriétés relatives à la taille et à l'orientation de l'entrée la veine porte. Une transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris utilisant cette fonction permet alors de détecter de

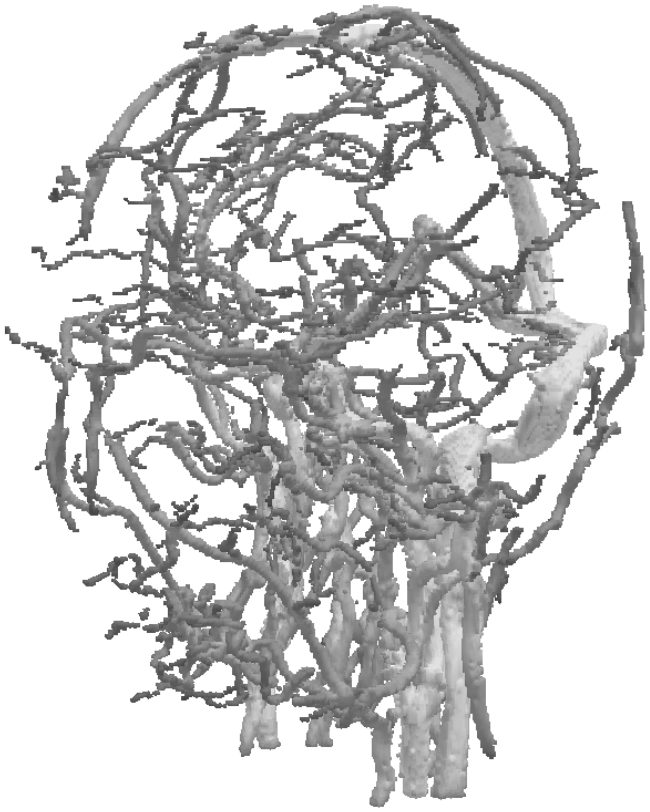

FIG. 12.4 – Visualisation 3D d'un arbre vasculaire segmenté à l'aide de la méthode par croissance de région guidée par atlas. Les niveaux de gris varient ici en fonction du diamètre des vaisseaux.

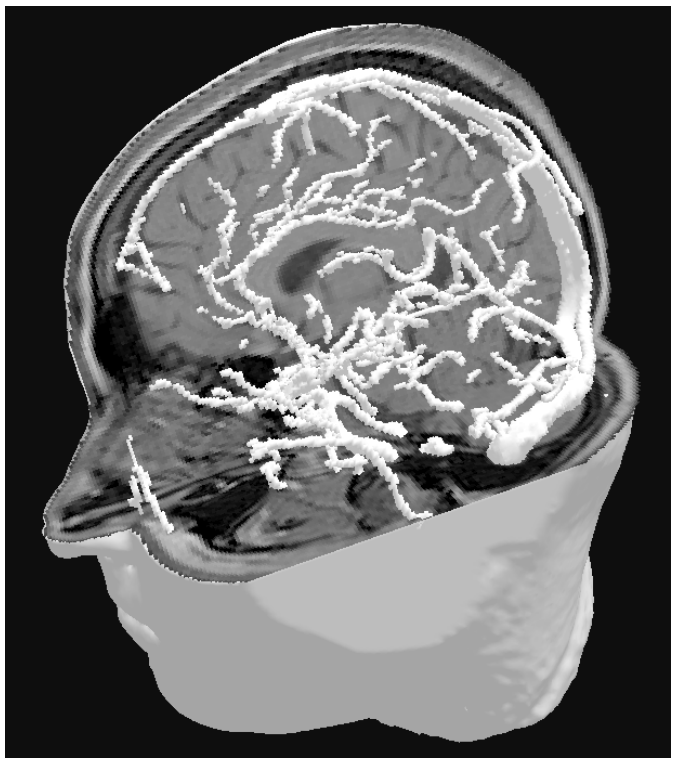

FIG. 12.5 – Visualisation 3D d'un arbre vasculaire segmenté à l'aide de la méthode par croissance de région guidée par atlas. Le réseau vasculaire est ici représenté par rapport aux autres structures cérébrales.

manière fiable cette structure vasculaire. L'objectif de la méthode présentée dans ce qui suit consiste à proposer une technique avoisinante, dans le sens où la segmentation se base sur l'utilisation d'une transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris utilisant des fonctions composites adaptées à la nature des structures vasculaires recherchées. Cette méthode diffère néanmoins sensiblement de celle proposée dans [121] puisqu'elle a pour objectif de segmenter tout un réseau vasculaire[1], et non plus une structure précise. Cette contrainte supplémentaire implique alors d'être capable de générer de manière automatique des éléments adaptés à tous les vaisseaux recherchés en fonction de leur position, de leur taille et de leur orientation.

12.2.2 Segmentation naïve

Concept

Cette première méthode consiste en une application immédiate de la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris au cas de la segmentation des structures vasculaires cérébrales. Elle se base sur une hypothèse principale concernant la forme des vaisseaux, considérée comme globalement circulaire. En première approche, cette méthode (à l'instar de la plupart de celles proposées dans la littérature) ne fait donc pas d'hypothèse sur des propriétés plus fines concernant les vaisseaux recherchés.

Forme des éléments structurants

Afin de détecter les structures vasculaires du cerveau, deux éléments structurants A et B formant un élément composite, ont été proposés. L'élément structurant A, modélisant les vaisseaux, est une sphère de rayon r_A. L'élément structurant B, modélisant quant à lui le fond de l'image autour des vaisseaux, est un cercle de même centre que A et de rayon $r_B > r_A$, orienté perpendiculairement à l'axe médian des vaisseaux. À ces éléments continus, il convient de faire correspondre des éléments discrets fournissant le support des fonctions structurantes a et b utilisées pour la segmentation par transformée en tout-ou-rien. L'élément structurant A devient alors une sphère discrète de rayon r_A, tandis que le cercle B devient un ensemble de 6 voxels échantillonnés régulièrement sur le cercle discret de rayon r_B. Le choix de sphères plutôt que d'ellipsoïdes pour la modélisation des vaisseaux est ici justifié par la trajectoire relativement tortueuse de plusieurs vaisseaux cérébraux, mieux gérée par des éléments structurants isotropes. Par ailleurs, l'utilisation de points échantillonnés sur un cercle discret, plutôt que de ce cercle lui-même, se justifie par un coût moindre en termes de calculs et par une plus grande robustesse au niveau des jonctions et bifurcations de vaisseaux. Des exemples de ces éléments structurants continus et discrets sont illustrés en figure 12.6.

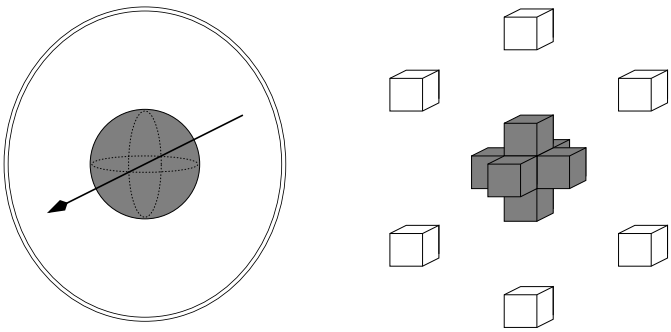

FIG. 12.6 – Éléments structurants pour la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris. À gauche : éléments structurants continus. À droite : éléments structurants discrets correspondants. Les éléments objet (A) et fond (B) apparaissent respectivement en gris et en blanc.

Méthode

La définition précédente des deux éléments structurants, formant l'élément composite mis en jeu dans la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris, est dépendante de plusieurs paramètres :

[1] Récemment, Naegel *et al.* ont également proposé une méthode à base de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris pour la segmentation de tout un réseau vasculaire [122].

– le rayon des éléments, r_A et r_B ($[r_A, r_B[$ constitue alors un encadrement du diamètre du vaisseau cherché) ;
– l'orientation du cercle discret B (*i.e.* l'orientation de la normale au cercle), définie par deux angles θ_B et ϕ_B ;
– la différence entre les intensités α et β des fonctions a et b.

La segmentation d'une image angiographique par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris ne requiert donc pas seulement l'application d'une fonction composite, mais de toute une famille d'éléments dont les taille, orientation et intensité varient en fonction des différents paramètres. À titre d'exemple, un sous-ensemble de cette famille est illustré dans la figure 12.7.

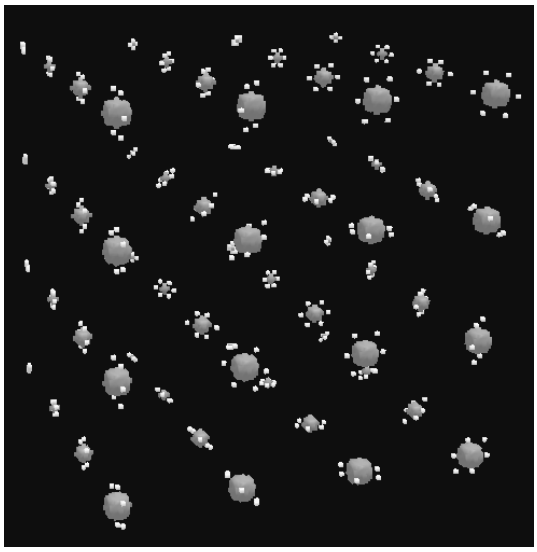

FIG. 12.7 – Sous-ensemble des éléments servant de support aux fonctions structurantes employées pour la segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris. Les éléments objets (A) et fond (B) sont respectivement représentés en gris et en blanc. Ils varient ici en fonction de r_A, r_B, θ_B et ϕ_B.

Étant donné un espace de paramètres arbitraire, la méthode naïve décrite dans cette section consiste à appliquer en chaque point $\mathbf{x}$ de l'image p_{angio} à segmenter, toutes les fonctions composites obtenues en balayant cet espace. La transformée choisie ici est un seuillage de la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris proposée par Ronse (définition 4.21) :

$$[p_{angio} \otimes (a,b)](\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{si } (p_{angio} \ominus A)(\mathbf{x}) \geq (p_{angio} \oplus \check{B})(\mathbf{x}) + \alpha - \beta \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} .$$

Cette méthode prend donc en entrée une image angiographique $p_{angio} : I \to \mathbb{Z}$, ainsi qu'un ensemble $\{V_{par}\}$ de séries de valeurs autorisées pour chaque paramètre des fonctions composites (a, b) ($par \in \{r_A, r_B, \theta_B, \phi_B, \alpha - \beta\}$). Elle fournit en sortie une image binaire $p_{seg} \subset I$ représentant le réseau vasculaire segmenté. Cette première méthode, décrite dans l'algorithme 12.5, génère donc une image correspondant au squelette du réseau segmenté. Afin d'obtenir une image en épaisseur du réseau vasculaire, il est possible de dilater chaque point segmenté par l'élément structurant A associé à la fonction composite (a, b) ayant permis sa détection. En cas de détection d'un même point par plusieurs fonctions structurantes, l'élément A le plus large est considéré. La méthode résultante est décrite dans l'algorithme 12.6.

ALG. 12.5 – Segmentation naïve par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris.

$p_{seg} = \emptyset$
pour tout $\mathbf{x} \in I$
  pour tout (a, b) tel que $(r_A, r_B, \theta_B, \phi_B, \Delta_{\alpha\beta}) \in V_{r_A} \times V_{r_B} \times V_{\theta_B} \times V_{\phi_B} \times V_{\alpha-\beta}$
    si $[p_{angio} \otimes (a, b)](\mathbf{x}) = 1$ **alors**
      $p_{seg} = p_{seg} \cup \{\mathbf{x}\}$
    fin si
  fin pour
fin pour

ALG. 12.6 – Segmentation naïve en épaisseur par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris.

$p_{seg} = \emptyset$
pour tout $\mathbf{x} \in I$
  pour tout (a, b) tel que $(r_A, r_B, \theta_B, \phi_B, \Delta_{\alpha,\beta}) \in V_{r_A} \times V_{r_B} \times V_{\theta_B} \times V_{\phi_B} \times V_{\alpha-\beta}$
    si $[p_{angio} \otimes (a, b)](\mathbf{x}) = 1$ **alors**
      $p_{seg} = p_{seg} \cup (A \oplus \{\mathbf{x}\})$
    fin si
  fin pour
fin pour

Analyse

Cette méthode est donc, à condition d'employer des ensembles V_{par} pertinents, susceptible d'effectuer la segmentation du réseau vasculaire cérébral à partir d'une image angiographique. Elle présente néanmoins une complexité en $O(\text{card}(I).\text{card}(V_{r_A} \times V_{r_B} \times V_{\theta_B} \times V_{\phi_B} \times V_{\alpha-\beta}))$. En particulier, pour une ARM présentant un volume de l'ordre de 200×256^2 voxels, pour des valeurs de r_A (resp. de r_B) variant de 1 à 5 (resp. de $r_A + 1$ à $r_A + 5$) voxels avec un pas de 1 voxel, pour 5 valeurs angulaires distinctes de θ_B (resp. de ϕ_B) et pour 10 valeurs distinctes de $\alpha - \beta$, le nombre d'applications de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris est d'un ordre de grandeur de 10^{10}, ce qui représente un temps de traitement prohibitif, même sur des machines récentes. La méthode présentée en première approche dans cette section, si elle est valide d'un point de vue théorique, reste donc inutilisable dans la pratique. L'objectif de la méthode guidée par atlas, présentée dans la section suivante, est alors de proposer une segmentation similaire dans des temps de traitement raisonnables, en tirant parti d'éléments de connaissance anatomique pour sélectionner les opérateurs adéquats à appliquer en fonction de la position dans l'image traitée. La difficulté principale est alors de déterminer, pour chaque voxel de l'image, un sous-ensemble de fonctions composites suffisamment petit pour autoriser des temps de calcul raisonnables, mais suffisamment grand pour néanmoins permettre une segmentation correcte.

12.2.3 Segmentation guidée par atlas

Concept

La stratégie principale développée dans cette nouvelle méthode, dédiée aux images de type ARM PC, consiste à effectuer une segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris en sélectionnant des fonctions structurantes dont le nombre et les paramètres sont adaptés à la position dans l'image. Cette approche se base sur des hypothèses d'invariance de propriétés anatomiques relatives à la taille des vaisseaux (influant sur le choix de r_A et r_B), à leur orientation (influant sur le choix de θ_B et ϕ_B), ainsi qu'à la probabilité de trouver un vaisseau à un endroit donné (influant sur l'application ou non d'une transformée à cet endroit). Ces informations anatomiques sont susceptibles d'être modélisées par un atlas vasculaire de la forme de ceux générés par la méthode détaillée dans la section 9.3. La méthode décrite propose donc une stratégie de segmentation basée sur l'usage d'un atlas par champs modélisant les principales propriétés anatomiques des réseaux vasculaires cérébraux.

Entrée et sortie

Cette méthode prend en entrée une ARM PC $p : I \to \mathbb{Z}^2$, composée d'une image module p_{mod} et d'une image de phase p_{pha}, ainsi qu'un atlas par champs $\mathcal{A} : I \to [0, 1] \times \mathcal{P}(\mathbb{R}^+) \times \mathcal{P}([0, \pi[\times[0, \pi[)$ tel que celui défini dans la section 10.2, et son image de référence p_{mod}^{ref}. Elle fournit en sortie une image binaire $p_{seg} \subset I$ correspondant au réseau vasculaire segmenté.

Algorithme

L'algorithme proposé se compose de trois étapes successives de recalage, de détermination d'ensembles de fonctions structurantes, et de segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris.

Recalage non rigide De même que dans l'étape 1 de la méthode de segmentation par croissance de région guidée par atlas, l'image p_{mod}^{ref} est recalée de manière non rigide sur l'image module p_{mod} du patient. Le champ de

déformation $D : I \to I$ ainsi obtenu est appliqué aux différentes composantes de l'atlas $\mathcal{A}$ pour générer un nouvel atlas $\mathcal{A}_{rec}$ défini par :

$$\left| \begin{array}{rccc} \mathcal{A}_{rec} : & I & \to & [0,1] \times \mathcal{P}(\mathbb{R}^+) \times \mathcal{P}([0,\pi[\times[0,\pi[) \\ & \mathbf{x} & \mapsto & (\mathcal{A} \circ D^{-1})(\mathbf{x}) \end{array} \right. ,$$

Ce nouvel atlas fournit une représentation des différents paramètres de densité vasculaire, de taille et d'orientation des vaisseaux adaptée aux structures anatomiques de l'image p. Un exemple de recalage de l'atlas $\mathcal{A}$ est illustré dans la figure 12.8.

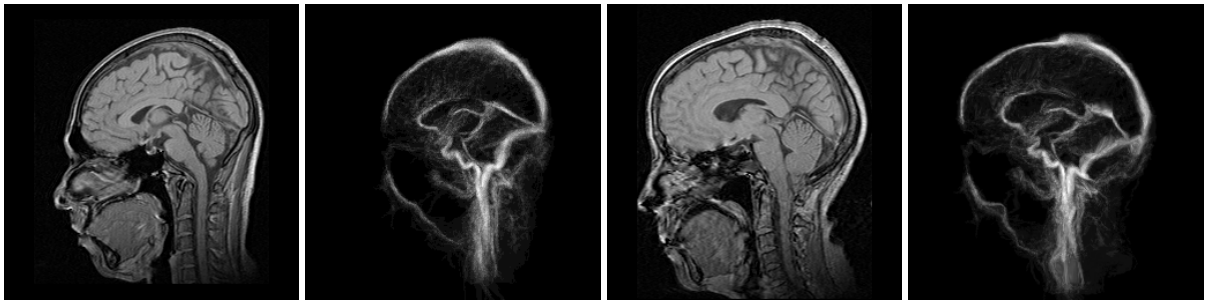

FIG. 12.8 – Recalage de l'une des composantes (densité vasculaire) de l'atlas par champs. De gauche à droite : image module de référence (p^{ref}_{mod}), composante $\mathcal{A}^d$ de l'atlas, image module de l'ARM traitée (p_{mod}), composante $\mathcal{A}^d_{rec}$ obtenue par recalage. Les images $\mathcal{A}^d$ et $\mathcal{A}^d_{rec}$ sont visualisées en MIP des coupes sagittales.

Sélection des fonctions structurantes L'atlas obtenu permet donc, pour chaque voxel de l'image, de déterminer les informations relatives aux vaisseaux susceptibles d'être présents. Ces informations peuvent alors servir à discriminer, parmi l'ensemble des fonctions structurantes pouvant être appliquées en ce point, quelles sont celles qui sont pertinentes (*i.e.* celles qui sont à même de permettre la détection d'un éventuel vaisseau). Cette étape, décrite dans l'algorithme 12.7, prend en entrée l'atlas recalé $\mathcal{A}_{rec}$ et calcule pour tout $\mathbf{x} \in I$ un ensemble $FS_{\mathbf{x}}$ de fonctions structurantes adéquates pour la segmentation par transformée en tout-ou-rien de p_{pha} au point $\mathbf{x}$.

ALG. 12.7 – Sélection des fonctions structurantes pour la transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris.

pour tout $\mathbf{x} \in I$
  $FS_{\mathbf{x}} = \emptyset$
  si $\mathcal{A}^d_{rec}(\mathbf{x}) \neq 0$ **alors**
    pour tout $r_A \in \mathcal{A}^t_{rec}(\mathbf{x})$
      pour tout $r_B \in]r_A, 2.r_A]$
        pour tout $(\theta_B, \phi_B) \in \mathcal{A}^o_{rec}(\mathbf{x})$
          construire le couple (a, b) présentant les paramètres r_A, r_B, θ_B et ϕ_B
          $FS_{\mathbf{x}} = FS_{\mathbf{x}} \cup \{(a, b)\}$
        fin pour
      fin pour
    fin pour
  fin si
fin pour

Il est à noter que les paramètres de $\mathcal{A}^t_{rec}$ et $\mathcal{A}^o_{rec}$ sont définis par des ensembles continus. Afin de déterminer des valeurs pour les paramètres de diamètre et d'orientation, il est donc nécessaire de discrétiser ces ensembles. Pour un point $\mathbf{x} \in I$, le choix des r_A (resp. des r_B) se fait donc en sélectionnant les points[2] de $\mathcal{A}^t_{rec}(\mathbf{x}) \cap \mathbb{N}$ (resp. de $]r_A, 2.r_A] \cap \mathbb{N}$). Dans le cas où $\mathcal{A}^t_{rec}(\mathbf{x}) \cap \mathbb{N} = \emptyset$ alors que $\mathcal{A}^t_{rec}(\mathbf{x}) \neq \emptyset$, on remplace cette intersection par le singleton $\{\min\{n \in \mathbb{N} \mid n > \mathcal{A}^t_{rec}(\mathbf{x})\}\}$. De la même manière, pour tout point $\mathbf{x} \in I$, l'ensemble $\mathcal{A}^o_{rec}(\mathbf{x})$ est discrétisé par intersection avec $(\{\frac{k\pi}{n}\}_{k=0}^{n-1})^2$ pour une valeur d'échantillonnage $n \in \mathbb{N}$ choisie. Dans le cas où $\mathcal{A}^o_{rec}(\mathbf{x}) \cap (\{\frac{k\pi}{n}\}_{k=0}^{n-1})^2 = \emptyset$ alors que $\mathcal{A}^o_{rec}(\mathbf{x}) \neq \emptyset$, on remplace cette intersection par l'ensemble $\{\frac{k_\theta\pi}{n}, \frac{(k_\theta+1)\pi}{n}\} \times \{\frac{k_\phi\pi}{n}, \frac{(k_\phi+1)\pi}{n}\}$ tel que $[\frac{k_\theta\pi}{n}, \frac{(k_\theta+1)\pi}{n}] \times [\frac{k_\phi\pi}{n}, \frac{(k_\phi+1)\pi}{n}] \supset \mathcal{A}^o_{rec}(\mathbf{x})$ (avec $k_\theta, k_\phi \in \mathbb{N}$). Enfin, en ce qui concerne le choix de la différence de valeur entre les deux fonctions structurantes de la fonction composite, il a été choisi de ne considérer que la valeur

[2] En toute rigueur, la fonction $\mathcal{A}^t_{rec}$ doit être pondérée par un coefficient correspondant à la résolution de l'image, permettant de générer des éléments structurants dont la taille en voxels est correctement corrélée aux dimensions des vaisseaux.

$\alpha - \beta = 1$, c'est-à-dire la plus petite différence d'intensité possible, afin de baser cet algorithme sur la recherche de formes particulières dans l'image plutôt que sur les variations d'intensité qui, en ARM, sont susceptibles de générer des erreurs dues à de multiples artefacts.

Segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris Cette dernière étape, dédiée à la segmentation et décrite dans l'algorithme 12.8, prend en entrée l'image de phase p_{pha} du patient ainsi que l'ensemble $\{FS_{\mathbf{x}}\}_{\mathbf{x}\in I}$ des ensembles de fonctions structurantes correspondant à chaque point de l'image à traiter. Elle fournit en sortie l'image binaire $p_{seg} \subset I$ représentant le réseau vasculaire finalement segmenté. De même que dans l'algorithme 12.6, une dilatation de chaque point segmenté par l'élément structurant A associé à la fonction composite ayant permis sa détection, permet d'obtenir une représentation en épaisseur du réseau vasculaire.

ALG. 12.8 – Troisième étape de segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris guidée par atlas.

$p_{seg} = \emptyset$
pour tout $\mathbf{x} \in I$
  pour tout $(a, b) \in FS_{\mathbf{x}}$
    si $[p_{pha} \otimes (a, b)](\mathbf{x}) \neq 0$ **alors**
      $p_{seg} = p_{seg} \cup (A \oplus \{\mathbf{x}\})$
    fin si
  fin pour
fin pour

12.2.4 Expérimentations

Les complexités des deuxième et troisième étapes de la méthode guidée par atlas sont liées au contenu de l'atlas et sont donc de l'ordre de $O(\sum_{\mathbf{x}\in I} \text{card}(FS_{\mathbf{x}}))$. Cette complexité peut donc difficilement être comparée, dans l'absolu, à celle de la méthode naïve. On peut néanmoins remarquer, à titre d'exemple, que grâce à l'utilisation de l'atlas par champs, le nombre d'applications de transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris est diminué de 96% par l'utilisation d'information relative à la densité vasculaire, puis d'au moins 70% et 20% par l'utilisation d'informations relatives à la taille et à l'orientation des vaisseaux. Finalement, là où un algorithme de segmentation naïve effectue un nombre de transformées en tout-ou-rien à niveaux de gris de l'ordre de 10^{10}, la méthode guidée par atlas n'en effectue plus que 10^7, pour une image d'un volume lui même de l'ordre de 10^7 voxels. La complexité algorithmique de ces deux étapes de la méthode, si elle n'est pas linéaire d'un point de vue théorique, est donc susceptible de proposer des temps d'exécution relatifs à une telle complexité. Ceci est notamment dû au gain de temps lié à l'élimination de plus de 96% des zones de l'image dont on sait, grâce à l'atlas par champs, qu'elles ne sont pas susceptibles de contenir d'information vasculaire. Ce taux, qui peut sembler élevé, est néanmoins celui généralement décrit dans la littérature (où il varie entre 2 et 5%). Pour les mêmes raisons que dans la méthode par croissance de région, il est impossible de fournir une évaluation de complexité de la première étape, consacrée au recalage de l'atlas. Les trois étapes de cette méthode entièrement automatique requièrent respectivement 10, 5 et 8 minutes pour le traitement d'images telles que celles de la base 1.

12.2.5 Validations

Cette méthode a été appliquée sur 30 ARM PC de la base 1. Les résultats obtenus ont ensuite été validés par comparaison avec les images segmentées obtenues par conjonction des vrais positifs fournis par les méthodes M_1, M_2 et M_3 de la section 12.1. Ces images de référence, s'il est impossible d'assurer qu'elle ne présentent pas de faux négatifs, sont néanmoins exemptes de faux positifs et constituent donc une base de comparaison raisonnablement fiable. Ces validations sont composées d'une étude visant à déterminer la quantité d'information supplémentaire apportée et la quantité d'information éventuellement perdue par la méthode proposée. À l'instar des validations effectuées sur la méthode par croissance de région, il a souvent (bien que moins fréquemment) été possible de considérer directement les composantes connexes. Une classification voxel par voxel a toutefois dû être effectuée dans un certain nombre de cas, pour discriminer parmi les voxels non contenus dans la segmentation de référence, les vrais et faux positifs.

Les résultats de ces validations sont fournis dans la table 12.2. Pour chacune des 30 images, elle indique notamment le nombre de voxels contenus dans la segmentation de référence (p_{ref}) ainsi que dans la segmentation fournie par la méthode (p_{seg}). Le nombre de vrais positifs conjointement segmentés, de vrais positifs seulement

détectés par la méthode, de faux positifs et de faux négatifs générés par cette même méthode sont également fournis[3].

	p_{ref}	p_{seg}	$p_{ref} \cap p_{seg}$	$p_{seg} \setminus p_{ref}$		$p_{ref} \setminus p_{seg}$
	Référence	Segmentation	Vrais positifs	Vrais positifs	Faux positifs	Faux négatifs
1	46 558	55 181	36 582	18 599	0	9 976
2	37 431	34 984	26 726	6 606	1 652	10 705
3	43 713	60 329	35 213	24 866	250	8 500
4	44 105	52 059	34 582	17 477	0	9 523
5	36 215	28 225	22 122	5 985	118	14 129
6	37 055	51 687	28 514	22 247	926	8 541
7	42 872	31 054	17 593	13 259	202	25 279
8	47 026	47 851	26 188	21 663	0	20 838
9	41 551	37 321	21 870	15 451	0	19 681
10	40 197	33 457	20 861	12 344	252	19 336
11	37 665	41 743	27 025	14 352	366	10 640
12	29 992	47 019	22 630	23 828	561	7 362
13	35 256	31 486	28 563	2 863	60	6 693
14	34 825	48 605	28 100	19 789	707	6 725
15	45 278	39 769	28 543	11 226	0	16 135
16	35 247	42 110	26 500	15 392	218	8 747
17	46 445	62 305	35 576	26 248	481	10 869
18	35 887	47 982	25 470	19 136	3 376	10 417
19	30 481	46 971	23 072	18 120	5 779	7 409
20	35 014	42 524	21 371	16 923	4 230	13 643
21	30 654	29 763	25 641	3 997	125	5 013
22	48 493	69 985	32 720	29 812	7 453	15 773
23	47 203	55 075	33 525	21 122	428	13 678
24	33 723	45 095	23 980	21 115	0	9 343
25	44 344	52 232	31 595	19 608	1 029	12 749
26	37 684	49 911	30 377	19 449	85	7 307
27	41 730	53 390	25 729	27 616	45	15 001
28	29 014	39 915	17 992	21 493	430	11 022
29	42 513	53 427	27 085	23 839	2 503	15 428
30	36 085	38 687	24 815	13 785	87	11 270
μ	39 076	45 671	27 018	17 607	1 045	12 058
σ	5 674	10 174	5 088	6 769	1 840	4 771

TAB. 12.2 – Évaluation des résultats fournis par la méthode par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris sur 30 images. La première colonne (Référence) indique le nombre de voxels correctement segmentés par les méthodes de croissance de région. La seconde colonne (Segmentation) indique le nombre de voxels segmentés par la méthode évaluée. Les troisième et quatrième colonnes indiquent le nombre de vrais positifs proposés par la méthode. Les quatrième et cinquième colonnes indiquent respectivement le nombre de faux positifs et de faux négatifs générés. Les deux dernières lignes donnent les moyenne (μ) et écart-type (σ) de chaque colonne.

D'un point de vue purement quantitatif, la méthode par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris propose des segmentation plus volumineuses (de 17% en moyenne) que l'union des vrais positifs détectés par les trois méthodes par croissance de région. Sur l'ensemble de ce volume segmenté, égal en moyenne à 45 500 voxels, 59% des voxels correspondent à des structures vasculaires également segmentées par les méthodes M_1, M_2, ou M_3, 39% à des structures vasculaires non segmentées par les méthodes M_1, M_2, ou M_3, et 2% à des faux positifs. Au final, cette méthode génère donc, en proportion du volume segmenté, 98% de vrais positifs et 2% de faux positifs. Si l'on prend comme référence du volume vasculaire réel, l'ensemble des vrais positifs générés par cette méthode ou l'une des méthodes M_1, M_2, ou M_3, le nombre de faux négatifs, correspondant à 12 000 voxels en moyenne, représente alors 21%.

Les rares faux positifs se présentent généralement sous forme de composantes connexes de faible taille issues de petites zones bruitées d'intensité plus élevée que leur voisinage immédiat, et de ce fait susceptibles d'être détectées par l'une des fonctions composites appliquées dans les régions de densité vasculaire non nulle. De par leur taille et leur isolement, ces faux positifs sont relativement simples à discriminer et à éliminer lors d'une éventuelle phase de post-traitement.

Les vrais positifs supplémentaires obtenus par rapport aux méthodes par croissance de région correspondent généralement aux voxels situés au bord des structures segmentées. Les méthodes par croissance de région, se basant essentiellement sur des critères d'intensité pour déterminer les voxels à segmenter, ont ainsi tendance à sous-segmenter les vaisseaux, en omettant les voxels situés en périphérie du flux qui, du fait des effets de volume partiel, peuvent présenter une intensité insuffisante par rapport aux seuils choisis. Ces voxels sont ici correctement

[3]Dans la mesure où p_{ref} ne représente qu'un sous-ensemble du réseau vasculaire réel, il ne serait pas pertinent de l'utiliser comme référence pour évaluer les vrais négatifs dans p_{seg}.

détectés car la méthode par transformée en tout-ou-rien tient moins compte de l'intensité des structures que de leur configuration géométrique.

Les faux négatifs sont, pour leur part, de natures diverses. Une partie d'entre eux correspond à des vaisseaux du scalp qui, ne présentant pas un intérêt fondamental, n'ont pas été modélisés dans l'atlas utilisé et ne sont donc pas susceptibles d'être segmentés, les zones de l'atlas où ils se trouvent présentant une densité vasculaire nulle. Une seconde catégorie de faux négatifs est liée à des imperfections du recalage. Outre les imprécisions dans la région du cervelet, qui provoquent parfois des erreurs de segmentation du sinus droit, des erreurs dans les résultats peuvent aussi apparaître au niveau des bords gauche et droit (*i.e.* les coupes sagittales les plus externes) des images. Elles ne sont alors plus dues à la méthode employée, mais à la nature des images traitées. Ainsi, les outils de recalage mis en œuvre sont destinés à fonctionner sur des images de crânes complets. Or, les images testées ici sont seulement quasi complètes, excluant tout de même les coupes ne visualisant pas la cavité crânienne. Les champs de déformation générés peuvent alors être perturbés dans ces régions et nuire à la qualité de la segmentation. Les derniers faux négatifs correspondent aux vaisseaux les plus petits et à des veines et artères du cou qui ne sont pas toujours détectés, ainsi qu'à certains vaisseaux présentant une section non circulaire (tels que les sinus ou des jonctions et bifurcations de vaisseaux) pour lesquels la segmentation est généralement correcte, mais la reconstruction par dilatation n'est pas conforme à la réalité anatomique. Cette dernière catégorie de faux négatifs est essentiellement due aux limitations des éléments structurants considérés. C'est sur ce point, notamment discuté dans la section suivante, que cette méthode présente encore une marge de progression notable.

12.2.6 Bilan

Cette méthode par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris (dont des résultats sont illustrés dans les figures 12.9 et 12.10) présente des résultats d'ors et déjà relativement satisfaisants[4] mais néanmoins perfectibles.

Le principal point positif est la réduction notable du volume de faux positifs entre les deux méthodes guidées par atlas. Il est en effet réduit de moitié dans la méthode par transformée en tout-ou-rien, par rapport à la méthode par croissance de région. La nature de ces faux positifs est, par ailleurs, différente. Ainsi, alors qu'ils étaient causés par des structures très intenses dans la précédente méthode (*i.e.* des artefacts de mouvement ou d'acquisition) et généralement regroupés au niveau du scalp, de la bouche ou de la nuque, ils sont, dans cette nouvelle méthode, distribués de manière plus variable, dans des zones où un signal vasculaire est réellement susceptible d'être détecté. Comme il a déjà été évoqué, il est toutefois possible de les éliminer en les caractérisant par leur taille et leur isolement. Globalement, le taux de faux positifs est satisfaisant et démontre que l'utilisation d'une approche plus basée sur la forme des structures vasculaires que sur leur intensité est une solution adéquate pour s'abstraire des artefacts et du bruit liés aux données ARM, mais également pour mieux gérer les effets de volume partiel.

Le taux de faux négatifs reste toutefois encore relativement important. Si les erreurs dues aux outils de recalage ne peuvent être corrigées que par l'amélioration de ces outils, en les adaptant aux spécificités des images ARM, plusieurs faux négatifs sont néanmoins directement liés aux limitations de la méthode de segmentation elle-même. Les petits vaisseaux sont ainsi quelquefois non segmentés du fait de la taille de l'élément structurant A qui peut se réduire à un seul voxel et être alors disproportionné par rapport à l'élément B. Les erreurs de segmentation des vaisseaux du cou sont, pour leur part, généralement le résultat de la proximité entre les différentes veines et artères qui faussent la détection du fond par l'élément B. Enfin, les erreurs générées au niveau des sinus, des jonctions et des bifurcations de vaisseaux, sont le fait d'une reconstruction imparfaite, puisque la dilatation d'un point par l'élément A ayant permis sa détection, ne permet pas de reconstruire l'intégralité du vaisseau détecté qui, contrairement à A, ne présente plus une section circulaire.

L'analyse des causes de tous ces faux positifs ne met donc pas en cause la qualité de l'information déjà fournie par l'atlas vasculaire employé, qui est au contraire satisfaisante, mais l'incomplétude actuelle de cette information et donc de l'usage qui en est fait. Le problème principal mis en évidence est en effet lié à la forme des supports des fonctions structurantes employées. Les éléments B sont trop volumineux par rapport aux éléments A dans le cas des petits vaisseaux, et trop réguliers dans le cas des vaisseaux connexes du cou. La forme des éléments sphériques A est par ailleurs trop rigide dans le cas de vaisseaux de section non circulaire. De manière générale, une solution afin de régler ces différents problèmes consisterait à adapter non seulement la taille et l'orientation des éléments structurants utilisés pour la segmentation par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris, mais aussi leur forme.

[4] Il est par ailleurs à noter que la reconstruction obtenue grâce à la dilatation par les éléments structurants A peut permettre une première estimation de la taille des vaisseaux (en allouant aux zones reconstruites une valeur dépendant du diamètre de A) sans avoir recours à une quelconque méthode de post-traitement.

FIG. 12.9 – Visualisation 3D d'un arbre vasculaire cérébral obtenu par application de la méthode par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris.

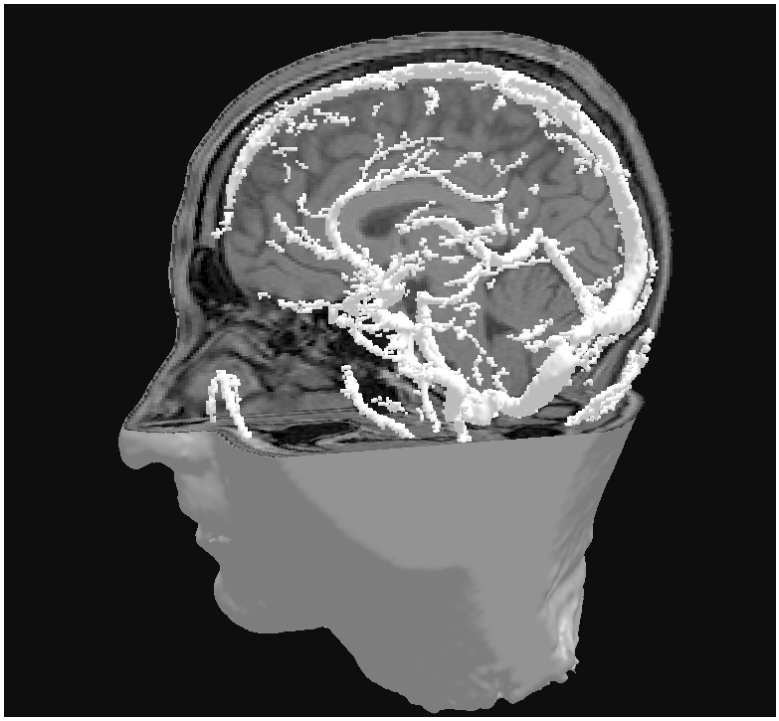

FIG. 12.10 – Visualisation 3D d'un arbre vasculaire cérébral obtenu par application de la méthode par transformée en tout-ou-rien à niveaux de gris. Le réseau vasculaire est ici représenté par rapport aux autres structures cérébrales.

En effet, la forme actuelle semble trop régulière pour pouvoir s'adapter à tous les cas de figure possibles au niveau des vaisseaux de la tête et du cou.

Cette méthode peut donc être considérée comme globalement meilleure que la méthode M_3, bien que les deux ne segmentent pas de manière identique les mêmes structures. À terme, cette méthode par transformée en tout-ou-rien devrait néanmoins être capable de segmenter un ensemble de structures incluant celles qui sont segmentées par M_3. Les principales perspectives de développement et d'amélioration proposées sont liées à l'intégration de connaissance supplémentaire relative à la forme des vaisseaux et du fond dans leur voisinage. Les développements à venir sont donc fortement dépendants de ceux qui seront accomplis au niveau de la génération des atlas vasculaires par champs et de leur capacité à modéliser de manière fine des éléments de connaissance anatomique non quantifiables tels que ceux relatifs à la forme des vaisseaux.

Chapitre 13

Méthodes de segmentation dédiées

Ce chapitre présente les deux dernières des quatre méthodes de segmentation d'images angiographiques proposées dans ces travaux. Ces deux méthodes sont consacrées à la segmentation de couples d'images composés d'ARM TOF et d'IRM T_1. Les stratégies qu'elles développent sont spécialisées dans la segmentation de structures vasculaires correspondant à une ou plusieurs zones de l'atlas par régions décrit en section 10.1. Elles sont toutefois présentées et testées dans un cadre plus général, c'est-à-dire pour une utilisation classique ne requérant pas l'usage d'un atlas[1]. Elles utilisent, par ailleurs, une modélisation intrinsèque de la connaissance anatomique en tirant notamment avantage de la bimodalité induite par l'utilisation conjointe d'images angiographiques et non angiographiques. La première méthode, décrite et analysée en section 13.1, propose une segmentation du sinus sagittal supérieur par ligne de partage des eaux, mettant en œuvre un processus de segmentation itératif par coupes. La connaissance anatomique utilisée est essentiellement relative à la forme et à la position de ce vaisseau par rapport aux structures avoisinantes. La seconde méthode, décrite et analysée en section 13.2, propose quant à elle une reconstruction topologique de l'arbre superficiel veineux par réduction homotopique, et utilise des éléments de connaissance relatifs aux rapports que ses vaisseaux présentent avec la surface du cortex.

13.1 Segmentation du sinus sagittal supérieur par ligne de partage des eaux

13.1.1 Concept

Cette première méthode est destinée à segmenter le sinus sagittal supérieur à partir d'un couple d'images angiographique et non angiographique. L'algorithme utilisé, essentiellement basé sur le concept de ligne de partage des eaux, utilise la nature bimodale des images traitées ainsi que des éléments de connaissance anatomique relatifs à ce sinus et aux tissus adjacents. Cette méthode, dédiée à l'une des régions vasculaires de l'atlas décrit en section 10.1, propose une approche de segmentation coupe par coupe itérative pour détecter le flux sanguin du sinus sagittal supérieur ainsi que sa paroi.

13.1.2 Connaissance utilisée

Le sinus sagittal supérieur présente de nombreuses propriétés anatomiques invariantes. Certaines d'entre elles, détaillées dans ce qui suit, peuvent s'avérer utiles dans le cadre de la méthode de segmentation proposée.

Trajectoire du sinus

Tout d'abord, le sinus sagittal supérieur présente une trajectoire relativement régulière. Celle-ci est incluse dans le plan médian du cerveau et est globalement parallèle à la surface du crâne, comme il peut être constaté dans les deux premières images de la figure 13.1. Cette invariance de trajectoire peut théoriquement permettre de calculer des coupes successives le long de l'axe du sinus, perpendiculairement à ce dernier. En effet, si la surface du crâne

[1] Les modifications et adaptations inhérentes à l'application de ces méthodes dans le cadre de l'utilisation de l'atlas par régions sont néanmoins indiquées, notamment pour les phases de prétraitement.

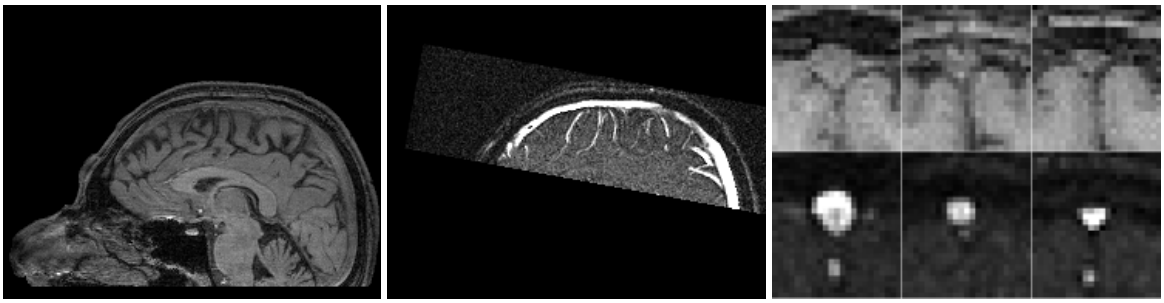

FIG. 13.1 – Propriétés anatomiques du sinus sagittal supérieur. À gauche : coupe sagittale d'une IRM T_1 au niveau du plan médian du cerveau. Au milieu : coupe sagittale d'une ARM TOF à la même position. À droite : coupes IRM (en haut) et ARM (en bas) en différentes positions, perpendiculairement à l'axe du sinus sagittal supérieur.

et le plan médian du cerveau peuvent être évalués, leur intersection donne une courbe le long de laquelle les plans normaux fournissent naturellement de telles coupes. Ce premier élément de connaissance permet ainsi d'envisager une stratégie de segmentation coupe par coupe.

Intensité et position relative des structures anatomiques

L'observation des coupes ARM, dont quelques exemples sont fournis dans l'image de droite de la figure 13.1, permet de constater que seul le flux sanguin est visible, présentant clairement l'intensité la plus élevée. Dans cette même image, on peut également constater que les coupes IRM permettent quant à elles de visualiser plusieurs autres structures anatomiques. Ainsi, bien que le flux sanguin ne présente pas un signal beaucoup plus intense que les autres tissus, il est néanmoins visible et apparaît entouré de la dure-mère. Les deux hémisphères cérébraux et une partie du crâne présentent également une intensité relativement similaire. Ces quatre structures d'intensité semblable sont séparées par des zones de faible intensité et présentent des positions relatives globalement invariantes.

Ces informations relatives aux structures anatomiques visualisées peuvent notamment être mises à profit pour développer une méthode de segmentation par ligne de partage des eaux à partir des coupes de la région du sinus sagittal supérieur. En effet, dans les coupes ARM, le calcul d'un gradient peut correctement délimiter le flux sanguin des autres tissus. Une segmentation par ligne de partage des eaux peut aussi être directement effectuée sur les coupes IRM pour détecter les différentes structures, en considérant les régions de faible intensité comme leurs frontières. Le principal problème inhérent à une telle approche restant la sur-segmentation, il est également important de pouvoir déterminer des marqueurs pour initialiser ces segmentations. Ceci peut théoriquement être fait en partageant les informations respectivement fournies par le traitement des données des deux modalités (la segmentation du flux sanguin dans une coupe ARM fournissant, par exemple, un marqueur pour l'initialisation de la segmentation du sinus complet dans la coupe IRM correspondante) ou entre des segmentations successives.

Homogénéité des structures

Le sinus sagittal supérieur et les tissus avoisinants présentent donc des propriétés de position relativement invariantes. L'observation de coupes en différents points de sa trajectoire permet également de constater que leur taille et leurs distances relatives sont différentes mais varient de manière progressive le long du sinus. Cette propriété peut s'avérer utile pour proposer une méthode partant d'une coupe et générant, à partir de sa segmentation, des marqueurs initialisant la segmentation des coupes voisines. Ce genre d'approche est généralement celui adopté dans les méthodes de suivi de vaisseaux évoquées dans la section 6.4. La principale faiblesse de ces méthodes est la propagation d'erreur qui, à partir d'une coupe mal segmentée, peut engendrer une segmentation erronée des suivantes, voire une non terminaison du processus. Afin d'éviter de tels problèmes, une solution alternative peut néanmoins être proposée. Pour chaque coupe, elle consiste à partir d'une image moyenne de celle-ci et de ses coupes voisines. La segmentation de cette coupe moyenne peut alors être utilisée pour générer des marqueurs initialisant la segmentation d'une nouvelle coupe moyenne, ce processus pouvant être itéré avec de coupes moyennes de plus en plus proches de la coupe étudiée, jusqu'à la segmentation de cette dernière.

13.1.3 Méthode

L'ensemble de ces propriétés anatomiques propres au sinus sagittal supérieur et aux tissus l'avoisinant, permet de proposer une méthode de segmentation par coupes, itérative et bimodale, détaillée dans ce qui suit.

Entrée et sortie

Cette méthode prend en entrée une ARM $p_{arm} : I \to \mathbb{Z}$ et une IRM $p_{irm} : I \to \mathbb{Z}$ d'un même patient. Ces deux images doivent contenir au minimum la partie supérieure du crâne, afin de permettre une segmentation correcte du sinus sagittal supérieur. Elles doivent également être correctement recalées l'une sur l'autre. Si elles ne le sont pas, notamment dans le cas où elles ont été acquises lors d'examens différents, un simple recalage rigide (n'influant que sur 6 degrés de liberté relatifs aux translations et rotations entre les images) suffit alors à les recaler, dans la mesure où elles visualisent les structures d'un même patient. La méthode fournit en sortie deux images binaires $p^{arm}_{seg}, p^{irm}_{seg} \subset I$ représentant respectivement le flux sanguin segmenté à partir de l'image p_{arm} et le sinus (*i.e.* le sang et les parois du vaisseau) segmenté à partir de l'image p_{irm}.

Prétraitement

L'algorithme de segmentation n'est pas appliqué directement sur les images ARM et IRM complètes, mais sur des coupes extraites de ces images et normales à l'axe du sinus sagittal supérieur. Un prétraitement est donc nécessaire afin d'extraire ces coupes. Le sinus sagittal supérieur est parallèle à la courbe obtenue par intersection entre le plan médian du cerveau et la surface du crâne. La surface du crâne peut aisément être détectée par de multiples méthodes manuelles ou automatiques, tandis que le plan médian du cerveau peut être déterminé par une simple analyse d'histogramme (illustrée dans l'image de gauche de la figure 13.2) à partir de l'image ARM. L'intersection de ces deux surfaces fournit une courbe discrète. Le calcul de plans normaux en une série de points régulièrement échantillonnés sur cette courbe, illustré par la figure 13.2, permet d'obtenir des plans également normaux à l'axe du sinus.

Ce prétraitement fournit donc deux ensembles de coupes du sinus sagittal supérieur. Le premier est composé de coupes IRM tandis que le second est composé de coupes ARM, la i^{e} coupe du premier correspondant à la i^{e} coupe du second. Il a été expérimentalement observé que des ensembles de 256 coupes étaient suffisants pour mener à bien une segmentation de l'intégralité du sinus sagittal supérieur, pour des images d'une résolution de l'ordre du millimètre. De plus, l'analyse de coupes de 23×26 mm situées à 11 mm de la surface du crâne s'avère être suffisante pour visualiser les structures anatomiques d'intérêt et effectuer une segmentation correcte en des temps de traitement raisonnables.

Une seconde approche, moins heuristique, est envisageable si cette méthode de segmentation s'inscrit dans le cadre d'une segmentation par atlas. Ainsi, en utilisant l'atlas vasculaire par régions proposé et en le recalant pour le faire correspondre au couple d'images traitées, la surface du crâne est directement fournie par la frontière entre la région du scalp et celle du fond de l'image, alors que la zone d'intérêt permettant de diminuer la taille des coupes traitées est fournie par la région correspondant au sinus sagittal supérieur.

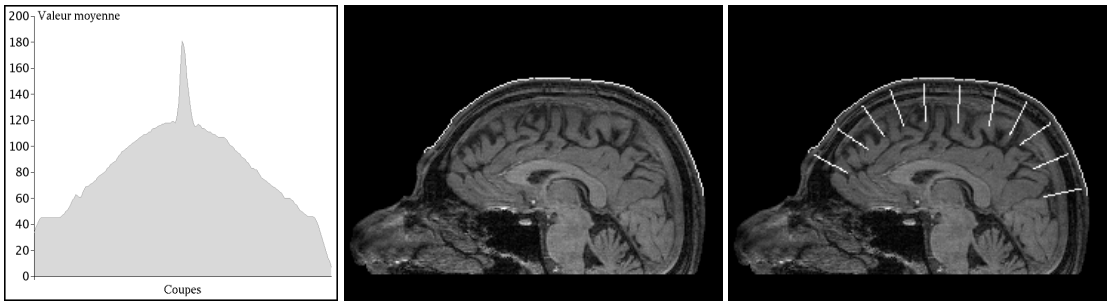

FIG. 13.2 – Calcul des coupes $\{s_{arm,i}\}_{i=0}^{t-1}$ et $\{s_{irm,i}\}_{i=0}^{t-1}$ pour la segmentation du sinus sagittal supérieur. À gauche : histogramme des intensités moyennes des coupes sagittales d'une ARM. La position des coupes sagittales est représentée en abscisse et leur intensité moyenne en ordonnée. On remarque un pic clairement identifiable, correspondant au signal vasculaire du sinus sagittal supérieur au niveau des coupes médianes. Au milieu : courbe obtenue par intersection entre la surface du crâne et le plan médian déterminé à l'aide de l'histogramme précédent (en blanc). À droite : coupes obtenues en calculant les plans perpendiculaires à cette courbe en différents points régulièrement échantillonnés (en blanc).

Définitions et notations

Dans ce qui suit, une coupe s de $n \times m$ voxels est considérée comme une fonction $s : [0, n-1] \times [0, m-1] \to \mathbb{Z}$. Soit $\{s_{arm,i}\}_{i=0}^{t-1}$ et $\{s_{irm,i}\}_{i=0}^{t-1}$ deux ensembles respectivement composés de t coupes ARM et IRM. L'utilisation de la notation s_α se rapporte indifféremment à une coupe s_{arm} ou s_{irm}. On notera que pour tout $a, b, c \in [0, t]$ vérifiant $a < b < c$, la coupe $s_{\alpha,b}$ est physiquement située entre $s_{\alpha,a}$ et $s_{\alpha,c}$. Pour tout $i \in [0, t]$, soit $(\mathcal{I}_i^k)_{k=0}^{\omega}$ une suite décroissante d'intervalles entiers variant de $[0, t]$ à $\{i\}$:

$$\mathcal{I}_i^0 = [0, t],$$

$$\forall k, l \in [0, \omega], k < l \Rightarrow \mathcal{I}_i^l \subset \mathcal{I}_i^k,$$

$$\mathcal{I}_i^\omega = [i, i].$$

Pour tout $i \in [0, t]$, soit $(s_{arm,i}^k)_{k=0}^{\omega}$ et $(s_{irm,i}^k)_{k=0}^{\omega}$ les coupes moyennes des coupes définies sur $\mathcal{I}_k^i$:

$$s_{\alpha,i}^k = \frac{1}{\text{card}(\mathcal{I}_i^k)} \sum_{m \in \mathcal{I}_i^k} s_{\alpha,m}.$$

Dans ce qui suit, pour $i \in [0, t]$, le résultat de la segmentation de $s_{\alpha,i}$ est noté $b_{\alpha,i}$. De manière similaire, pour $i \in [0, t]$ et $k \in [0, \omega]$, le résultat de la segmentation de $s_{\alpha,i}^k$ est noté $b_{\alpha,i}^k$. On a alors :

$$b_{\alpha,i}^\omega = b_{\alpha,i}.$$

Description générale

Pour chaque coupe, deux suites $(s_{arm,i}^k)_{k=0}^{\omega}$ et $(s_{irm,i}^k)_{k=0}^{\omega}$ sont donc définies. Ces suites varient respectivement d'une image moyenne de toutes les coupes ARM ou IRM (pour $k = 0$) jusqu'à la coupe ARM ou IRM considérée (pour $k = \omega$). En supposant que ces deux suites convergent de manière progressive de l'image moyenne des coupes jusqu'à la coupe d'intérêt, il est possible de proposer une stratégie de segmentation basée sur un processus de la forme décrite dans l'algorithme 13.1. Ce processus part des images moyennes et utilise de manière itérative les segmentations obtenues précédemment pour chaque modalité d'images afin d'effectuer la segmentation courante. Cette segmentation est accomplie en utilisant un algorithme de ligne de partage des eaux dans lequel les segmentations antérieures permettent de générer les marqueurs nécessaires à son initialisation. Cette méthode est détaillée dans ce qui suit.

Alg. 13.1 – Schéma général de la méthode de segmentation du sinus sagittal supérieur.

segmentation de $s_{arm,i}^0$ et $s_{irm,i}^0$ // initialisation
pour $k = 1$ à ω // phase itérative
  segmentation de $s_{irm,i}^k$ à l'aide de $b_{arm,i}^{k-1}$ et $b_{irm,i}^{k-1}$
  segmentation de $s_{arm,i}^k$ à l'aide de $b_{arm,i}^{k-1}$ et $b_{irm,i}^k$
fin pour

Initialisation

La première étape de cette méthode consiste à effectuer la segmentation de $s_{arm,i}^0$ et $s_{irm,i}^0$ pour $i \in [0, t]$. Par définition, pour tout $i, j \in [0, t]$, $s_{\alpha,i}^0 = s_{\alpha,j}^0$. Ainsi, la phase d'initialisation, illustrée dans la figure 13.3, ne requiert la segmentation que de deux coupes moyennes correspondant respectivement aux coupes ARM et IRM. Cette phase se compose des opérations suivantes :

1. érosion à niveaux de gris de $s_{arm,i}^0$ par un élément structurant plat (croix de 3×3 voxels) : le point de valeur maximale devient, après une dilatation binaire par le même élément, le marqueur pour le flux sanguin ;
2. érosions successives de $s_{irm,i}^0$ par trois éléments structurants plats (une ligne horizontale épaisse d'un voxel et ayant une longueur égale à la largeur de la coupe, et deux disques de 5×5 voxels) : les points d'intensité maximale deviennent, après une dilatation binaire par les mêmes éléments, les marqueurs pour le cerveau et les structures crâniennes ;
3. segmentation par ligne de partage des eaux de $s_{irm,i}^0$ en utilisant ces quatre marqueurs : la frontière entre les régions obtenues fournit un cinquième marqueur ;

4. calcul du gradient de $s^0_{irm,i}$;
5. segmentation par ligne de partage des eaux du gradient de $s^0_{irm,i}$ en utilisant les cinq marqueurs ;
6. calcul du gradient de $s^0_{arm,i}$;
7. segmentation par ligne de partage des eaux du gradient de $s^0_{arm,i}$ en utilisant les premier et cinquième marqueurs.

La taille et la forme des éléments structurants sont ici choisies afin de correspondre au mieux aux structures à détecter. Cette étape fournit finalement deux coupes segmentées $b^0_{irm,i}$ et $b^0_{arm,i}$ permettant d'initialiser le processus itératif pour la segmentation des coupes pour tout $i \in [0, t]$.

FIG. 13.3 – Phase d'initialisation. De gauche à droite : coupe IRM moyenne ($s^0_{irm,i}$), coupe IRM avec quatre marqueurs, première segmentation de $s^0_{irm,i}$, image gradient de $s^0_{irm,i}$, image gradient de $s^0_{irm,i}$ avec cinq marqueurs, segmentation finale de $s^0_{irm,i}$ ($b^0_{irm,i}$), coupe ARM moyenne ($s^0_{arm,i}$), image gradient de $s^0_{arm,i}$, image gradient de $s^0_{arm,i}$ avec deux marqueurs, segmentation de $s^0_{arm,i}$ ($b^0_{arm,i}$).

Phase itérative

Pour tout $i \in [0, t]$ à l'étape k, le processus itératif consiste, dans un premier temps, à segmenter la coupe IRM courante $s^k_{irm,i}$ en utilisant les segmentations précédentes des coupes ARM et IRM, $b^{k-1}_{arm,i}$ et $b^{k-1}_{irm,i}$. Dans un second temps, la coupe ARM courante $s^k_{arm,i}$ peut être segmentée en utilisant les images $b^k_{irm,i}$ et $b^{k-1}_{arm,i}$. Une telle étape calculant les segmentations $b^k_{arm,i}$ et $b^k_{irm,i}$, illustrée dans la figure 13.4, peut alors se décomposer comme suit :

1. création de quatre marqueurs obtenus à partir de $b^{k-1}_{arm,i}$ et $b^{k-1}_{irm,i}$;
2. segmentation par ligne de partage des eaux de $s^k_{irm,i}$ en utilisant ces quatre marqueurs : la frontière entre les régions obtenues fournit un cinquième marqueur ;
3. calcul du gradient de $s^k_{irm,i}$;
4. segmentation par ligne de partage des eaux du gradient de $s^k_{irm,i}$ en utilisant les cinq marqueurs ;
5. création d'un marqueur pour initialiser la segmentation de $s^k_{arm,i}$;
6. calcul du gradient de $s^k_{arm,i}$;
7. segmentation par ligne de partage des eaux du gradient de $s^k_{arm,i}$ en utilisant ce dernier marqueur plus le cinquième.

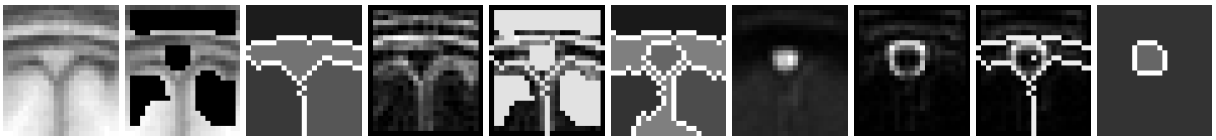

FIG. 13.4 – Étapes du processus à la k^{e} itération, illustrées sur une coupe. De gauche à droite : coupe IRM moyenne ($s^k_{irm,i}$), coupe IRM avec quatre marqueurs, première segmentation de $s^k_{irm,i}$, image gradient de $s^k_{irm,i}$, image gradient de $s^k_{irm,i}$ avec cinq marqueurs, segmentation finale de $s^k_{irm,i}$ ($b^k_{irm,i}$), coupe ARM moyenne ($s^k_{arm,i}$), image gradient de $s^k_{arm,i}$, image gradient de $s^k_{arm,i}$ avec deux marqueurs, segmentation de $s^k_{arm,i}$ ($b^k_{arm,i}$).

Calcul de gradient

À chaque itération de la méthode, la segmentation des coupes ARM et IRM nécessite l'évaluation d'images gradient. En ce qui concerne les coupes $s^k_{irm,i}$, ce gradient est choisi comme la variation d'intensité maximale dans les quatre directions principales, permettant ainsi de délimiter les structures principales des régions de faible intensité qui les séparent. Ce calcul de gradient donne des résultats corrects dans la mesure où les régions d'intérêt présentent toutes une intensité élevée et homogène.

Ceci n'est toutefois pas le cas pour les coupes $s^k_{arm,i}$ visualisant le flux sanguin. En effet, dans ces coupes ARM, le sang présente un signal très élevé mais relativement hétérogène du fait de la nature laminaire ou turbulente du flux. L'évaluation d'un simple gradient ne permettant pas de définir des frontières correctes, une solution consiste alors à diviser la valeur du gradient obtenu par celle du pixel en lequel ce gradient est calculé. Ce gradient normalisé présente donc des valeurs basses dans les régions de signal faible ou hétérogène, et des valeurs élevées au niveau des frontières entre le flux sanguin et le fond de l'image.

Génération de marqueurs

À chaque étape du processus itératif et pour chaque coupe, il est également nécessaire de générer des marqueurs afin d'initialiser les différentes segmentations par ligne de partage des eaux. La segmentation des coupes IRM requiert quatre marqueurs : un pour la dure-mère, un pour chaque hémisphère cérébral et un pour le crâne. Pour chaque coupe $s^k_{irm,i}$, ces marqueurs sont générés comme suit. Dans un premier temps, trois motifs, pour les hémisphères et le crâne, sont créés à partir de $s^{k-1}_{irm,i}$. Ils sont obtenus en effectuant une érosion à niveaux de gris par un élément structurant plat (carré de 3×3 pixels) sur $s^{k-1}_{irm,i}$. Pour chacun de ces motifs, $b^{k-1}_{irm,i}$ est utilisée comme un masque afin de déterminer où l'érosion doit être effectuée. Un quatrième motif, pour la dure-mère, est obtenu en effectuant une érosion à niveaux de gris par un élément structurant plat (croix de 3×3 pixels) sur $s^{k-1}_{arm,i}$. Les deux coupes segmentées $b^{k-1}_{irm,i}$ et $b^{k-1}_{arm,i}$ servent alors de masque pour déterminer dans quelle zone l'érosion doit être effectuée. Enfin, pour chaque motif, une érosion à niveaux de gris de $s^k_{irm,i}$ utilisant le motif comme fonction structurante, est effectuée. Après cette érosion, une dilatation binaire utilisant le même motif comme élément structurant, est réalisée au point maximal de l'image érodée, fournissant un marqueur pour la segmentation par ligne de partage des eaux.

La segmentation des coupes ARM requiert, pour sa part, un marqueur indiquant la position du flux sanguin. Pour chaque coupe $s^k_{arm,i}$, ce marqueur est choisi comme étant le pixel d'intensité maximale de la zone de $s^k_{arm,i}$ délimitée par la région vasculaire segmentée dans $b^{k-1}_{arm,i}$.

Post-traitement

La méthode de segmentation proposée génère deux ensembles de coupes $\{b_{arm,i}\}_{i=0}^{t-1}$ et $\{b_{irm,i}\}_{i=0}^{t-1}$. Le premier correspond à la segmentation du flux sanguin visualisé dans les coupes ARM, tandis que le second contient, entre autres, la segmentation du sinus complet obtenue à partir des coupes IRM. Ces coupes sont alors replacées à leur position initiale dans l'image 3D traitée, cette opération ne présentant aucune difficulté si les coordonnées de ces positions ont été mémorisées lors du prétraitement. Durant cette phase de post-traitement, il peut arriver que de petits intervalles apparaissent entre deux coupes successives après leur repositionnement. Ces espaces sont généralement larges d'un voxel au plus et peuvent donc être comblés par une simple fermeture binaire utilisant un élément structurant linéaire composé de trois voxels orientés dans la direction de l'axe du vaisseau. En tout dernier lieu, il est également possible d'appliquer une ouverture binaire de l'image obtenue afin de lisser les structures.

13.1.4 Expérimentations

La méthode proposée présente une complexité[2] de $O(\omega.t.n.m.a)$, où ω est le nombre d'itérations, t est le nombre de coupes, n et m sont les dimensions des coupes, et a est l'aire maximale des éléments structurants mis en jeu ($a \ll n.m$). Dans la pratique, les valeurs $\omega = 50$, $n = 23$, $m = 26$ et $t = 256$, ont été choisies. En ce qui concerne la définition des suites d'intervalles $(\mathcal{I}^k_i)_{k=0}^{\omega}$, une fonction continue, affine par morceaux a été utilisée. Le temps d'exécution moyen est alors de 6 minutes, auxquelles il convient d'ajouter le temps nécessaire à la phase de recalage si l'on souhaite utiliser l'atlas par régions dans la cadre de cette méthode. Cet algorithme fonctionne, par ailleurs, de manière entièrement automatique.

[2]Cette complexité se rapporte à l'algorithme de segmentation, hors pré- et post-traitements.

13.1.5 Validations

Cette méthode a été appliquée sur 6 couples de données ARM TOF/IRM T_1 extraits de la base 2 (décrite dans l'annexe D), procurant des résultats tels que celui illustré en figure 13.6. Afin d'évaluer la qualité des segmentations obtenues, ces résultats ont été comparés à ceux obtenus grâce à la méthode par croissance de région présentée dans la section 12.1, certaines de ces comparaisons étant illustrées en figure 13.5. Ces validations ont uniquement donné lieu à une évaluation portant sur la qualité visuelle des résultats fournis par les deux méthodes et leur robustesse face aux différents artefacts susceptibles d'apparaître. Il aurait, en effet, été peu pertinent de proposer des résultats quantitatifs de la forme de ceux décrits dans le chapitre précédent, dans le cas d'un unique vaisseau.

L'analyse des résultats obtenus amène plusieurs remarques. Pour des zones présentant un signal homogène et relativement élevé, les deux méthodes fournissent des résultats sensiblement identiques. En revanche, la méthode proposée est généralement moins sensible aux pertes ou aux inhomogénéités de signal induites par les artefacts de repliement ou dues à la turbulence du flux sanguin (images centrales dans la figure 13.5), ou par les effets de volume partiel au bord du sinus sagittal supérieur (images du haut dans la figure 13.5). Concernant ces effets de volume partiel, cette méthode a donc tendance à légèrement sur-segmenter les structures vasculaires alors que la méthode par croissance de région tend à légèrement les sous-segmenter. De plus, cette méthode, de par sa nature dédiée, est capable de segmenter le flux sanguin correspondant au seul sinus sagittal supérieur, alors que la méthode par croissance de région a tendance à segmenter tout le flux sanguin situé dans la région considérée, y compris celui des petites veines venant se jeter dans le sinus (images du bas dans la figure 13.5). La méthode par ligne de partage des eaux est ainsi plus sélective puisqu'elle permet de cibler de manière fine les structures d'intérêt. Il est toutefois à noter que dans de très rares cas, l'une des coupes segmentées est erronée. Bien que ce phénomène puisse globalement être compensé par les opérations de lissage proposées en post-traitement, il prouve que cette méthode n'est pas encore parfaitement fiable.

13.1.6 Bilan

Cette méthode de segmentation par ligne de partage des eaux fournit donc des résultats globalement satisfaisants. Le principal point positif est sa grande robustesse face aux imperfections dues aux divers artefacts du signal obtenu en ARM. Celle-ci est visiblement la conséquence de la prise en compte de connaissance relative au sinus sagittal supérieur par rapport à son voisinage, notamment permise par l'utilisation de données de différentes modalités.

Toutefois, les validations réalisées n'ayant porté que sur 6 images, il conviendrait de confirmer ces résultats par une étude à une échelle plus large. Par ailleurs, les éléments de connaissance anatomique pris en compte sont uniquement relatifs à des configurations non pathologiques. Cette méthode peut donc, en l'état, n'être utilisée que pour la détection de vaisseaux chez des sujets sains (*i.e.* sans pathologie vasculaire cérébrale), en particulier dans le cadre d'applications utilisant ces vaisseaux comme points de repère pour la localisation de zones fonctionnelles, telles que l'analyse d'IRM fonctionnelles ou la stimulation magnétique transcrânienne. S'il peut sembler pertinent de s'interroger sur la possibilité d'intégrer des éléments de connaissance permettant de proposer des segmentations fiables dans le cas de pathologies vasculaires, il convient toutefois de constater que la plupart des pathologies affectant le sinus sagittal supérieur (du moins celles observées dans le cadre de ces travaux) sont relatives à des phénomènes de thrombose qui ne présentent pas d'intérêt en termes de segmentation dans la mesure où l'intégralité du signal vasculaire est alors perdue.

Les quelques erreurs générées par cette méthode sont relatives à des segmentations erronées sur une coupe précise, résultant en une discontinuité des structures segmentées entre les coupes successives. Ces erreurs pourraient probablement être diminuées, voire éliminées, en prenant en compte des contraintes de continuité entre les coupes successives dont les segmentations, bien que liées au contenu des coupes voisines, ne présentent pas de corrélation directes entre elles. Il pourrait également être utile d'expérimenter l'influence de l'évolution des intervalles de coupes considérés $(\mathcal{I}_i^k)_{k=0}^{\omega}$ durant le processus itératif. Ces derniers points constituent les principales perspectives de développement et d'amélioration de la méthode proposée dans cette section.

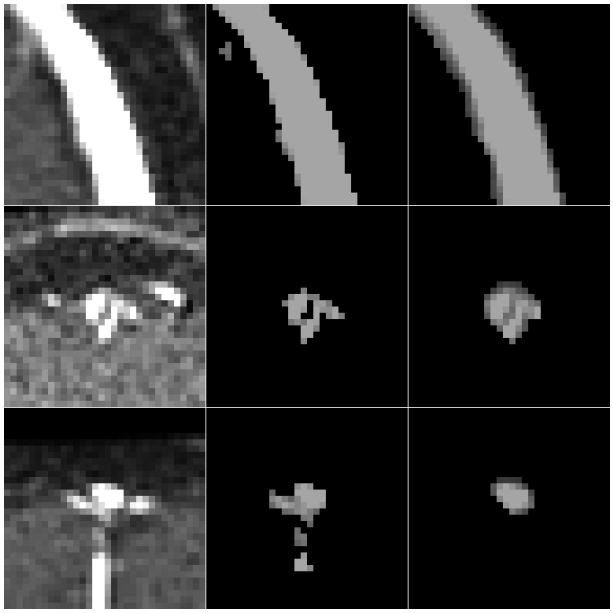

FIG. 13.5 – Comparaison entre des résultats fournis par les méthodes de segmentation par ligne de partage des eaux et par croissance de région. Colonne de gauche : coupes de l'ARM initiale p_{arm}. Colonne du milieu : coupes de la segmentation obtenue par croissance de région guidée par atlas. Colonne de droite : coupes de la segmentation obtenue par ligne de partage des eaux p_{seg}^{arm}. Première ligne : coupe sagittale. Deuxième et troisième lignes : coupes coronales.

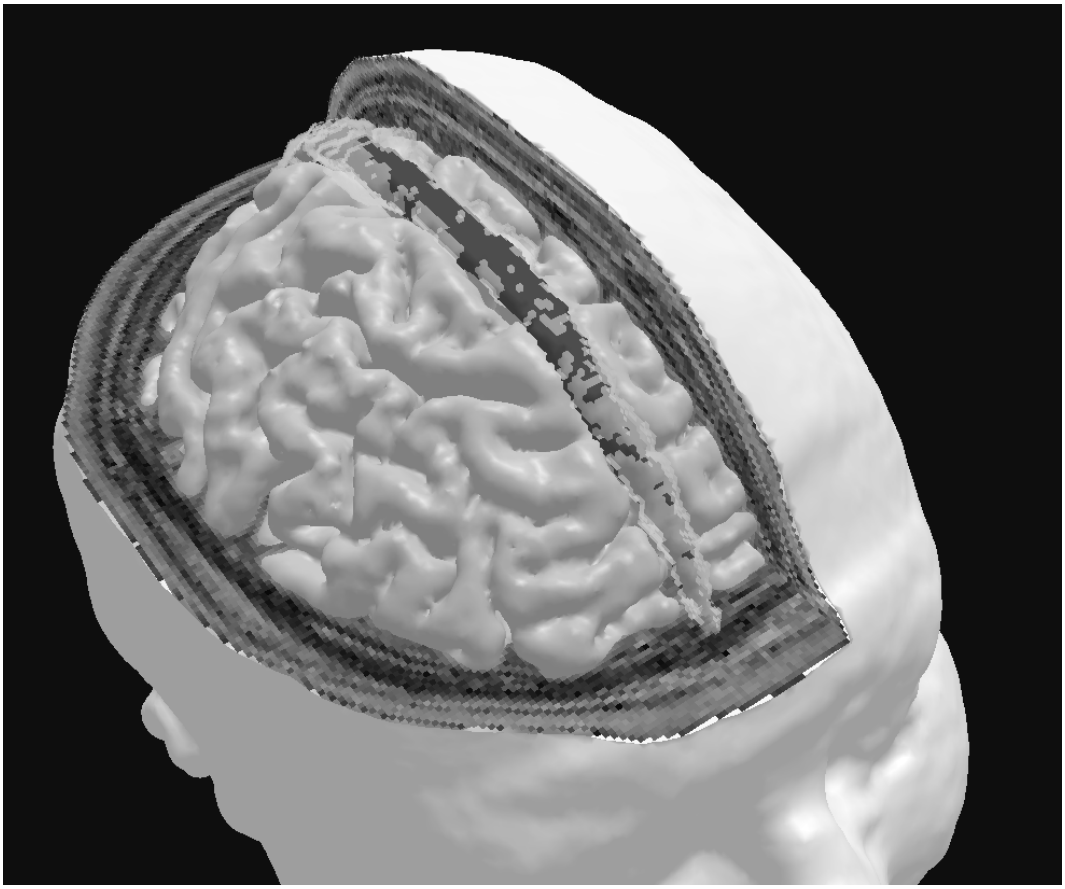

FIG. 13.6 – Visualisation 3D du sinus sagittal supérieur segmenté à l'aide de la méthode par ligne de partage des eaux. Le flux sanguin (en gris foncé) et la paroi du sinus (en gris clair transparent) sont ici représentés par rapport aux autres structures cérébrales.

13.2 Reconstruction topologique de l'arbre superficiel veineux

13.2.1 Base de travail

Les travaux ayant initié cette méthode, à l'instar de ceux présentés dans la section 12.1, se sont basés sur l'implantation et l'analyse d'une technique de segmentation proposée par Dokládal *et al.* dans [46, 47, 48]. Cette technique, reposant sur le concept de réduction homotopique, y est présentée et appliquée à la segmentation de réseaux vasculaires hépatiques à partir de données ATDMS. Elle part d'un objet binaire égal au support de l'image traitée, supposé présenter les mêmes propriétés topologiques que les structures vasculaires qu'il contient. Elle élimine ensuite de manière itérative des points simples dont l'ordre de retrait est défini par des critères d'intensité et de temps d'attente, gérés à l'aide d'un ensemble ordonné de files.

Cette méthode prend en entrée une image angiographique $p_{angio} : I \to \mathbb{Z}$ et une valeur de seuil λ qui indique la valeur minimale que les points appartenant au réseau vasculaire recherché sont susceptibles de présenter. Elle fournit en sortie une image binaire $p_{seg} \subset I$ représentant le réseau vasculaire segmenté. Son fonctionnement est décrit dans l'algorithme 13.2.

ALG. 13.2 – Segmentation par réduction homotopique de Dokládal.

$p_{seg} = I$
$F = \{L_i\}_{i=\min p_{angio}}^{\max p_{angio}}$ // ensemble de files
pour tout $\mathbf{x}$ appartenant au bord de I ($N_{26}(\mathbf{x}) \cap \overline{I} \neq \emptyset$)
  ajouter $\mathbf{x}$ à $L_{p_{angio}(\mathbf{x})}$
fin pour
répéter
  $m = \min\{i \in [\min p_{angio}, \max p_{angio}] \mid L_i \neq \emptyset\}$
  extraire $\mathbf{x}$ de L_m
  si $\mathbf{x}$ est 26-simple **alors**
    si $p_{angio}(\mathbf{x}) < \lambda$ **alors**
      $p_{seg} = p_{seg} \setminus \{\mathbf{x}\}$
      pour tout $\mathbf{y} \in N_{26}(\mathbf{x}) \setminus p_{seg}$
        si $\mathbf{y} \notin L_{p_{angio}(\mathbf{y})}$ **alors**
          ajouter $\mathbf{y}$ à $L_{p_{angio}(\mathbf{y})}$
        fin si
      fin pour
    fin si
  fin si
jusqu'à $p_{angio}(\mathbf{x}) \geq \lambda$

Cette méthode se base donc sur les deux hypothèses fondamentales suivantes :
- toutes les structures vasculaires contenues dans l'image appartiennent à un même réseau présentant une topologie arborescente ;
- le degré de vraisemblance de l'appartenance d'un point à une structure vasculaire est directement dépendant de son intensité.

Dans le cadre de la segmentation des structures vasculaires hépatiques à partir de données ATDMS proposée dans cette méthode, ces deux hypothèses sont algorithmiquement traduites par les contraintes suivantes :
- l'objet initial à partir duquel sont retirés les points simples peut être choisi comme étant le support I de l'image, ce support étant homotope à un arbre (*i.e.* formé d'une seule composante connexe sans tunnel ni cavité) ;
- le retrait des points simples de cet objet initial se fait essentiellement en respectant un ordre croissant sur l'intensité de ceux-ci.

13.2.2 Analyse

Le réseau superficiel veineux du cerveau, composé des vaisseaux parcourant la surface des sillons corticaux et venant se connecter au sinus sagittal supérieur, présente des propriétés qui, visualisées en ARM, peuvent être considérées en première approximation comme sensiblement identiques à un arbre veineux porte visualisé en ATDMS. Il présente en effet une topologie arborescente et un signal vasculaire intense par rapport aux autres tissus.

La méthode de segmentation par réduction décrite précédemment a donc été directement appliquée sur des images ARM TOF de la partie supérieure du crâne telles que celle illustrée dans la partie centrale de la figure

13.1. Les résultats présentent toutefois de multiples défauts. Ainsi, la segmentation obtenue, si elle contient bien toutes les structures vasculaires visualisées dans l'image initiale, propose en revanche une reconnexion erronée de ces dernières. Ce fait s'explique tout d'abord par la présence dans l'image initiale de signaux intenses issus d'autres vaisseaux ne faisant pas partie de l'arbre superficiel veineux. Ces vaisseaux sont localisés au niveau du scalp ou dans les parties profondes du cerveau. Bien qu'ils ne soient pas supposés être liés à l'arbre superficiel veineux, le comportement de l'algorithme de segmentation impose leur connexion. Par ailleurs, la reconnexion des vaisseaux, même dans le cas où elle est conforme à la structure de l'arbre, se fait généralement suivant des trajectoires aberrantes. Ces erreurs sont causées par la seule prise en considération de l'intensité des points lors de la recherche des segments de vaisseaux manquants. Or, les artefacts générés en ARM ont tendance à causer des pertes de signal telles que l'intensité des voxels affectés est inférieure à celle d'autres voxels du fond. Face à de telles pertes de signal, la méthode proposée a donc tendance à reconstruire un segment de vaisseau passant préférentiellement par des points du fond plutôt que par des points faisant réellement partie du réseau vasculaire, mais ne présentant pas une intensité suffisante.

Telle qu'elle est proposée dans [46, 47, 48], la méthode de segmentation par réduction homotopique n'est donc pas applicable au cas du réseau superficiel veineux du cerveau. Ses limitations étant causées par des hypothèses non valides dans le cas de ce réseau, des solutions visant à généraliser puis à adapter cette méthode sont proposées dans ce qui suit. Ces solutions prennent notamment en compte les propriétés anatomiques du réseau superficiel veineux, notamment en ce qui concerne ses relations avec la surface du cortex.

13.2.3 Généralisation et adaptation de la méthode

Le réseau vasculaire décrit par p_{seg} doit présenter une topologie arborescente, n'étant composé que d'une seule composante connexe sans tunnel ni cavité. Un fonctionnement cohérent de la méthode de réduction homotopique nécessite donc la détermination préalable de deux ensembles $b^{min}_{vasc}, b^{max}_{vasc} \subset I$ vérifiant :

$$b^{min}_{vasc} \subseteq p_{seg} \subseteq b^{max}_{vasc},$$

avec b^{max}_{vasc} présentant la même topologie que p_{seg}, et b^{min}_{vasc} ne contenant ni tunnel ni cavité. L'ensemble b^{min}_{vasc} correspond alors à un ensemble de marqueurs dont l'appartenance au réseau vasculaire recherché est garantie. L'ensemble b^{max}_{vasc} représente, pour sa part, la partie de l'image dans laquelle la recherche de ce réseau doit être accomplie, cette partie n'étant pas censée contenir d'autres structures vasculaires. Le retrait de points simples de b^{max}_{vasc} jusqu'à obtenir un objet minimal incluant b^{min}_{vasc} est alors supposé fournir une segmentation p_{seg} représentant le réseau vasculaire recherché. La reconstruction correcte des segments de vaisseaux manquants entre les différentes composantes connexes de b^{min}_{vasc} doit néanmoins être assurée par l'utilisation d'un critère pertinent indiquant l'ordre de retrait des points simples. Un tel critère peut prendre la forme d'une fonction $f_{vasc} : b^{max}_{vasc} \rightarrow \overline{\mathbb{Z}}$ procurant une quantification de la vraisemblance d'appartenance d'un point au réseau vasculaire recherché.

La prise en compte de ces nouveaux éléments aboutit à une généralisation de la méthode de segmentation par réduction homotopique. Cette nouvelle méthode, qui prend en entrée les ensembles b^{min}_{vasc} et b^{max}_{vasc}, ainsi que la fonction de vraisemblance f_{vasc}, est décrite dans l'algorithme 13.3

La méthode proposée dans [46, 47, 48] peut globalement être considérée comme l'application de cette nouvelle méthode avec $b^{max}_{vasc} = I$, $b^{min}_{vasc} = \{\mathbf{x} \in I \mid p_{angio}(\mathbf{x}) \geq \lambda\}$[3] et $f_{vasc} = p_{angio}$. D'autres choix pour ces paramètres sont néanmoins envisageables afin de prendre en compte certains éléments de connaissance anatomique, notamment dans le cadre de la segmentation du réseau superficiel veineux.

13.2.4 Connaissance utilisable

La principale particularité du réseau superficiel veineux du cerveau, outre sa structure arborescente induite par la connexion de chaque veine au sinus sagittal supérieur, est sa relation avec la surface du cortex. Tous les vaisseaux formant ce réseau sont localisés au niveau des parois méningées du cerveau et sont donc à très faible distance de celui-ci. Cette propriété peut donc permettre de caractériser ces vaisseaux par un critère de distance, notamment pour les différencier d'autres structures vasculaires.

Cette relation entre le réseau superficiel veineux et le cortex a également une conséquence sur la trajectoire des vaisseaux qui ont tendance à suivre les sillons corticaux. Il est donc raisonnable de considérer que la segmentation du cerveau est susceptible de fournir des éléments d'information pouvant enrichir celle du réseau veineux dans le cadre d'une stratégie de segmentations concourantes sur des données angiographiques et non angiographiques.

[3] En toute rigueur, b^{min}_{vasc} correspond en fait à un ensemble minimal sans tunnel ni cavité incluant $\{\mathbf{x} \in I \mid p_{angio}(\mathbf{x}) \geq \lambda\}$.

Alg. 13.3 – Méthode généralisée de segmentation par réduction homotopique.

$p_{seg} = b_{vasc}^{max}$
$F = \{L_i\}_{i=\min f_{vasc}}^{\max f_{vasc}}$ // ensemble de files
pour tout **x** appartenant au bord de b_{vasc}^{max} ($N_{26}(\mathbf{x}) \cap \overline{b_{vasc}^{max}} \neq \emptyset$)
  ajouter **x** à $L_{f_{vasc}(\mathbf{x})}$
fin pour
répéter
  $m = \min\{i \in [\min f_{vasc}, \max f_{vasc}] \mid L_i \neq \emptyset\}$
  extraire **x** de L_m
  si **x** est 26-simple **alors**
    si **x** $\notin b_{vasc}^{min}$ **alors**
      $p_{seg} = p_{seg} \setminus \{\mathbf{x}\}$
      pour tout **y** $\in N_{26}(\mathbf{x}) \setminus p_{seg}$
        si **y** $\notin L_{f_{vasc}(\mathbf{y})}$ **alors**
          ajouter **y** à $L_{f_{vasc}(\mathbf{y})}$
        fin si
      fin pour
    fin si
  fin si
jusqu'à $\forall i \in [\min f_{vasc}, \max f_{vasc}], L_i = \emptyset$

Enfin, comme il a été précédemment constaté, le signal du cerveau, d'une partie du crâne et du réseau superficiel veineux présente les intensités les plus élevées en IRM. Cette information pourrait également être utile pour la reconstruction de segments de vaisseaux dont le signal vasculaire est susceptible d'être perturbé en ARM.

13.2.5 Méthode

La méthode proposée utilise certains éléments de connaissance présentés précédemment afin de permettre une stratégie de segmentation adaptée aux structures anatomiques recherchées. Elle se base, en particulier, sur la segmentation concourante du cerveau et de ses différentes structures vasculaires.

Entrée et sortie

Cette méthode prend en entrée une ARM $p_{arm} : I \rightarrow \mathbb{Z}$ et une IRM $p_{irm} : I \rightarrow \mathbb{Z}$ d'un même patient. Ces deux images doivent contenir la partie supérieure du crâne afin de permettre la segmentation de tout l'arbre superficiel veineux. Elles doivent également être correctement recalées l'une sur l'autre, de par leur acquisition lors du même examen ou suite à une phase de recalage rigide. La méthode fournit en sortie une image binaire $p_{seg} \subset I$ représentant l'arbre veineux segmenté et topologiquement reconstruit.

Prétraitement

La première phase de la méthode consiste à effectuer une segmentation préliminaire de l'ensemble des structures vasculaires ainsi que du cerveau. Les vaisseaux sont segmentés à partir de p_{arm}, en utilisant la méthode de croissance de région décrite dans la section 12.1. Le résultat obtenu est un objet $b_{vasc}^{ini} \subset I$, comportant plusieurs composantes connexes correspondant aux structures vasculaires profondes du cerveau, à l'arbre superficiel veineux et aux vaisseaux du scalp. La méthode par croissance de région n'utilisant elle-même que des points simples, ces composantes connexes ne contiennent, par définition, ni tunnel ni cavité.

Le cerveau est segmenté à partir de p_{irm} en utilisant la méthode décrite par Bosc *et al.* dans [15, 16]. Cette méthode propose une classification de la majeure partie du volume intracrânien en trois familles correspondant à la matière blanche, à la matière grise et au liquide céphalorachidien. Le résultat de la segmentation est donc un triplet $(b_{mb}, b_{mg}, b_{lcr}) \subset I^3$ d'ensembles disjoints correspondant respectivement à ces trois familles. Des exemples de segmentations obtenues sont illustrés dans la figure 13.7.

Étiquetage des vaisseaux

L'ensemble b_{vasc}^{min} n'est supposé contenir que des structures vasculaires appartenant au réseau superficiel veineux et donc susceptibles de servir de base pour la reconstruction de l'arbre complet. La phase de prétraitement procure un ensemble b_{vasc}^{ini} contenant toutes les structures vasculaires visualisées par p_{arm}. Ainsi, b_{vasc}^{ini} est composé de

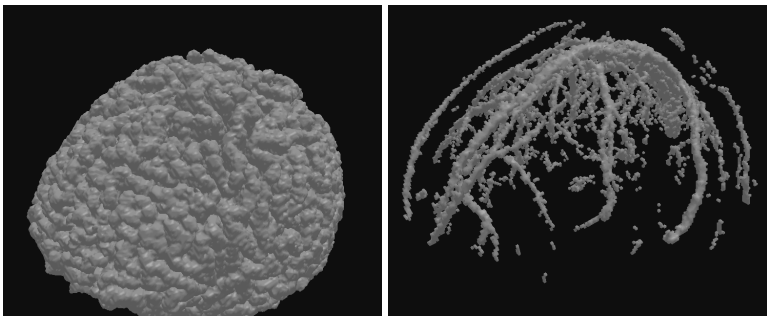

FIG. 13.7 – Structures segmentées lors du prétraitement de la méthode de reconstruction de l'arbre superficiel veineux. À gauche : matière grise (b_{mg}) segmentée à partir de p_{irm}. À droite : vaisseaux (b^{ini}_{vasc}) segmentés à partir de p_{arm}.

composantes connexes correspondant à l'arbre superficiel veineux mais également à la vascularisation profonde du cerveau et à celle du scalp. Une phase d'étiquetage de ces différentes composantes est alors nécessaire afin de discriminer celles devant être intégrées dans b^{ini}_{vasc}.

Comme il a été précédemment observé, plusieurs hypothèses relatives à la position des différentes structures vasculaires par rapport aux structures du cerveau peuvent être faites. Ces hypothèses sont notamment susceptibles d'être exploitées par l'intermédiaire de cartes de distance [14]. Ainsi, afin de classifier les différentes composantes connexes de b^{ini}_{vasc}, deux cartes sont utilisées. La première, notée d_{lcr} indique la distance signée par rapport au bord extérieur de b_{lcr} (les distances étant positives à l'intérieur du cerveau et négatives en dehors). La seconde, notée d_{mg} indique la distance signée par rapport au bord extérieur de b_{mg} (les distances étant négatives à l'intérieur du cerveau et positives en dehors).

Pour chaque composante connexe $c^{ini}_{vasc} \subset b^{ini}_{vasc}$, la distance d par rapport au liquide céphalorachidien (resp. à la matière grise) est définie comme la valeur minimale entre celui-ci (resp. celle-ci) et chaque voxel de c^{ini}_{vasc} :

$$d(b_{lcr}, c^{ini}_{vasc}) = \min\{d_{lcr}(\mathbf{x}) \mid \mathbf{x} \in c^{ini}_{vasc}\},$$

$$d(b_{mg}, c^{ini}_{vasc}) = \min\{d_{mg}(\mathbf{x}) \mid \mathbf{x} \in c^{ini}_{vasc}\}.$$

L'ensemble b^{min}_{vasc} peut alors être défini par :

$$b^{min}_{vasc} = \bigcup_{\substack{d(b_{lcr},c^{ini}_{vasc})<20 \text{ mm} \\ d(b_{mg},c^{ini}_{vasc})<5 \text{ mm}}} c^{ini}_{vasc},$$

utilisant ainsi le fait que les structures vasculaires profondes sont situées loin du crâne (*i.e.* loin du bord extérieur du liquide céphalorachidien), et que l'arbre superficiel veineux, contrairement aux vaisseaux du scalp, est situé à proximité de la surface du cortex (*i.e.* près du bord extérieur de la matière grise). Les valeurs de 5 et 20 mm choisies dans la caractérisation ci-dessus ont été expérimentalement déterminées. Dans la mesure où elles correspondent à une représentation moyenne des images observées, il est possible de les pondérer, par exemple par rapport à la taille du cerveau étudié[4]. Un exemple de résultat de cette phase d'étiquetage est illustré dans la figure 13.8.

Dans le cas où cette méthode s'inscrit dans le cadre d'une segmentation par atlas, une seconde approche d'étiquetage peut consister à ne conserver comme faisant partie de b^{min}_{vasc} que les composantes connexes de b^{ini}_{vasc} incluses dans les trois zones de l'atlas par régions correspondant au sinus sagittal supérieur, au cortex et à la partie veineuse de la faux du cerveau, l'atlas ayant été préalablement recalé en utilisant l'image p_{irm}.

Reconstruction topologique

L'étape de reconstruction topologique consiste à déterminer un ensemble contenant b^{min}_{vasc} et présentant des propriétés topologiques arborescentes. Cette étape, accomplie par réduction homotopique de $b^{max}_{vasc} \supseteq b^{min}_{vasc}$ d'après une fonction de vraisemblance f_{vasc}, nécessite donc la détermination préalable de ces deux objets. Il convient par

[4] À titre d'exemple, le volume moyen des cerveaux considérés étant ici d'environ 1200 cm^3, il serait possible de multiplier les valeurs de distance choisies par un facteur $\sqrt[3]{V/1200}$ si le cerveau de l'image traitée présente un volume de V cm^3.

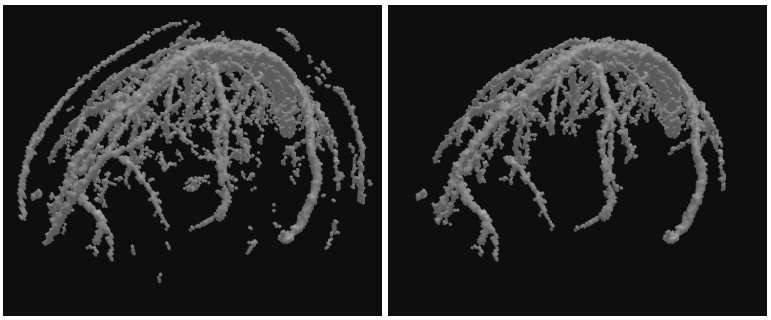

FIG. 13.8 – Phase d'étiquetage des structures vasculaires. À gauche : ensemble des structures vasculaires (b^{ini}_{vasc}) segmentées à partir de p_{arm}. À droite : ensemble des composantes connexes (b^{min}_{vasc}) étiquetées comme appartenant au réseau superficiel veineux.

ailleurs de noter que les choix de b^{max}_{vasc} et de f_{vasc}, s'ils doivent garantir l'obtention d'une segmentation topologiquement correcte, doivent aussi permettre une reconstruction cohérente des segments de vaisseaux, tant en termes de composantes reconnectées que de trajectoire des segments reconstruits.

Par hypothèse, les vaisseaux du réseau superficiel veineux sont localisés à la surface des sillons corticaux. En toute logique, il devrait donc être possible de choisir pour b^{max}_{vasc} un ensemble ne contenant que cette zone d'intérêt, c'est-à-dire excluant b_{mg} et b_{mb}. Toutefois, dans la mesure où la méthode de segmentation du cerveau utilisée dans la phase de prétraitement ne garantit pas la conservation des propriétés topologiques de la surface du cerveau (supposée homotope à une sphère), l'ensemble $b^{max}_{vasc} = I \setminus (b_{mg} \cup b_{mb})$ obtenu ne présenterait aucune garantie quant aux propriétés topologiques requises. Il a donc été décidé de prendre $b^{max}_{vasc} = I$ et d'interpréter la non appartenance de p_{seg} à $b_{mg} \cup b_{mb}$ dans le cadre de la fonction de vraisemblance considérée.

En utilisant l'hypothèse relative à la position des vaisseaux de l'arbre superficiel veineux par rapport à la surface du cortex, il est raisonnable de proposer des fonctions de vraisemblance définies comme des cartes de distance géodésique fournissant la distance de chaque point à la composante connexe de b^{min}_{vasc} la plus proche, sans passer par les matières grise et blanche. Deux fonctions d'une telle forme ont été choisies. Ces fonctions[5], notées f^1_{vasc} et f^2_{vasc} sont définie par :

$$f^1_{vasc}(\mathbf{x}) = \begin{cases} +\infty & \text{si } \mathbf{x} \in b^{min}_{vasc} \\ -\infty & \text{si } \mathbf{x} \in b_{mg} \cup b_{mb} \\ d^1_{geo}(\mathbf{x}, b^{min}_{vasc}) & \text{sinon} \end{cases},$$

et

$$f^2_{vasc}(\mathbf{x}) = \begin{cases} +\infty & \text{si } \mathbf{x} \in b^{min}_{vasc} \\ -\infty & \text{si } \mathbf{x} \in b_{mg} \cup b_{mb} \text{ ou } \mathbf{x} \in I \setminus ((b_{mg} \cup b_{mb}) \oplus S_5) \\ d^2_{geo}(\mathbf{x}, b^{min}_{vasc}) & \text{sinon} \end{cases},$$

où $d^1_{geo}(\mathbf{x}, b^{min}_{vasc})$ (resp. $d^2_{geo}(\mathbf{x}, b^{min}_{vasc})$) représente la distance du chemin minimal reliant $\mathbf{x}$ et b^{min}_{vasc}, entièrement inclus dans $I \setminus (b_{mg} \cup b_{mb})$ (resp. entièrement inclus dans $(I \setminus (b_{mg} \cup b_{mb})) \cap ((b_{mg} \cup b_{mb}) \oplus S_5)$, S_5 étant une sphère discrète de rayon 5 voxels). La première fonction de vraisemblance autorise donc la recherche de vaisseaux de l'arbre superficiel veineux dans toutes les zones situées en dehors du cerveau, tandis que la seconde est plus restrictive puisqu'elle impose que ces vaisseaux soient situés dans un périmètre localisé dans le voisinage immédiat de la surface du cortex. Dans le cadre de l'intégration de cette méthode dans une stratégie utilisant l'atlas par régions, la fonction f^2_{vasc} pourrait être modifiée en ne tenant compte que du volume généré par les trois régions précédemment citées pour le calcul de la carte de distance géodésique.

La méthode de reconstruction topologique consiste alors à appliquer l'algorithme 13.3 avec les éléments b^{min}_{vasc}, b^{max}_{vasc} et f_{vasc} décrits.

13.2.6 Expérimentations

La méthode proposée présente, hors prétraitements, une complexité linéaire par rapport au volume de l'image, $O(\text{card}(I))$. La complexité de la méthode de segmentation des vaisseaux utilisée en prétraitement a déjà été dis-

[5] Il est à noter qu'au vu de l'utilisation qui est faite des fonctions de vraisemblance dans la méthode de reconstruction proposée, la valeur de ces fonctions aux points appartenant à b^{min}_{vasc} n'a pas de réelle importance.

cutée en section 12.1. La méthode de segmentation du cerveau étant, pour sa part, basée sur un algorithme de minimisation d'énergie, il est impossible de donner une évaluation de sa complexité.

Le temps d'exécution moyen, hors prétraitements, est alors de 6 minutes, auxquelles il convient d'ajouter le temps nécessaire au recalage de l'atlas, si l'on souhaite utiliser cette méthode en tant que méthode dédiée, à partir de l'atlas par régions défini en section 10.1. Cette méthode fonctionne par ailleurs de manière entièrement automatique.

13.2.7 Validations

Cette méthode a été appliquée sur 6 couples de données ARM TOF/IRM T_1 extraits de la base 2, procurant des résultats tels que ceux illustrés dans les figures 13.9 et 13.10. Deux sortes de validations ont été effectuées. La première a consisté à estimer la qualité de la phase d'étiquetage en évaluant, pour chaque image, le nombre et le volume de faux positifs et de faux négatifs générés par rapport à b_{vasc}^{min}. La seconde validation a consisté à estimer la qualité de la reconstruction topologique en évaluant le nombre de segments de vaisseaux reconstruits correctement en termes de topologie et de trajectoire. Les résultats relatifs à ces deux validations ont été obtenus en analysant la position de composantes connexes étiquetées ainsi que les forme et position des segments reconstruits par rapport aux structures anatomiques du cerveau et du crâne.

Les résultats de ces deux validations sont respectivement fournis dans les tables 13.1 et 13.2. Les validations relatives à la phase d'étiquetage des vaisseaux sont relativement satisfaisantes. En effet, à l'exception de quelques composantes connexes de très petite taille (moins de 50 voxels chacune), toutes les structures vasculaires détectées lors de la phase de segmentation et composant b_{vasc}^{ini}, sont correctement étiquetées en fonction de leur appartenance au réseau superficiel veineux. Par ailleurs, il est à noter que les quelques faux positifs détectés sont localisés dans le plan médian du cerveau et ne sont donc pas susceptibles de perturber la reconstruction des principaux vaisseaux localisés au nouveau des sillons corticaux. L'objet b_{vasc}^{min} généré constitue donc une base fiable pour la phase de reconstruction topologique.

Les résultats obtenus lors de la phase de reconstruction sont également satisfaisants bien qu'encore imparfaits. Ainsi, environ 72% des segments de vaisseaux reconstruits le sont en respectant non seulement la topologie, mais également une trajectoire a priori conforme à celle du vaisseau réel. Les 28% de vaisseaux reconstruits restants sont, pour leur part, partiellement ou totalement incorrects. Les erreurs qu'ils présentent peuvent être de plusieurs natures. Une première catégorie de reconstructions incorrectes se compose de vaisseaux dont la reconstruction rétablit une topologie cohérente entre deux composantes connexes de b_{vasc}^{min} mais en suivant une trajectoire non conforme à la réalité anatomique. Dans la mesure où les deux fonctions de vraisemblance utilisées sont basées sur des cartes de distance géodésique, de telles erreurs sont susceptibles de se produire lorsque le segment de vaisseau reliant réellement ces deux composantes connexes présente une trajectoire relativement tortueuse, qui peut donc être difficilement rétablie à l'aide d'une seule information de distance telle qu'elle est définie ici. Une seconde catégorie d'erreurs regroupe des segments de vaisseaux reconstruits ne correspondant à aucune réalité anatomique. Ces segments, outre une trajectoire nécessairement incorrecte, reconnectent des composantes qui ne devraient pas être liées. De telles erreurs se produisent lorsqu'une composante connexe de b_{vasc}^{min} est extrêmement éloignée (plus de 30 mm) de toutes les autres ou lorsque deux composantes sont relativement proches. Une dernière catégorie d'erreurs regroupe des reconnexions dont la nature linéaire n'est pas respectée. Ces reconnexions aberrantes, étroitement liées à la notion de réduction homotopique, et dont les causes sont discutées à la fin de cette section, sont généralement incorrectes tant en termes de topologie que de trajectoire. Elle sont, par ailleurs, essentiellement dues à des irrégularités de la fonction de vraisemblance utilisée. Il est alors plus pertinent de les éliminer du résultat final, la perte de topologie induite étant généralement moins pénalisante que la conservation de ces reconnexions qui nuisent à la clarté et à la pertinence des résultats. Ces différentes catégories d'erreurs sont respectivement notées R.T.I., R.T.C. et R.A. dans la table 13.2.

13.2.8 Bilan

La méthode proposée présente, dans une majorité des cas, une reconstruction correcte des vaisseaux, tant en termes de topologie que de trajectoire, pour les deux fonctions de vraisemblance f_{vasc}^1 et f_{vasc}^2 utilisées (la seconde, un peu plus restrictive que la première, fournissant des résultats légèrement meilleurs mais globalement similaires). Ces résultats, bien qu'encore imparfaits, constituent une première dans l'état de l'art de la segmentation des structures vasculaires. En effet, bien que la base de l'arbre vasculaire segmenté soit détectée à partir d'une image angiographique, les reconstructions de segments manquants sont pour leur part uniquement basées sur des éléments

	b^{ini}_{vasc}		b^{min}_{vasc}		$b^{ini}_{vasc} \setminus b^{min}_{vasc}$		Faux positifs		Faux négatifs	
	Voxels	C.C.	Voxels	C.C.	Voxels	C.C.	Voxels	C.C.	Voxels	C.C.
1	17 072	28	14 969	15	2 103	13	0	0	0	0
2	12 280	35	10 281	15	1 999	20	0	0	0	0
3	17 295	45	14 423	17	2 872	28	49	1	0	0
4	12 372	40	9 904	17	2 468	23	50	1	0	0
5	11 154	36	9 288	14	1 866	22	0	0	0	0
6	10 157	36	8 319	14	1 838	22	62	2	0	0
μ	13 388	36.7	11 197	15.3	2 191	21.3	26.8	0.7	0	0

TAB. 13.1 – Validation de l'étape d'étiquetage des vaisseaux segmentés lors du prétraitement. Première et seconde colonnes : structures segmentées lors de la phase de prétraitement (b^{ini}_{vasc}). Troisième et quatrième colonnes : structures étiquetées comme faisant partie du réseau superficiel veineux (b^{min}_{vasc}). Cinquième et sixième colonnes : structures étiquetées comme ne faisant pas partie du réseau superficiel veineux ($b^{ini}_{vasc} \setminus b^{min}_{vasc}$). Septième et huitième colonnes : faux positifs relatifs à b^{ini}_{vasc}. Neuvième et dixième colonnes : faux négatifs relatifs à b^{ini}_{vasc}. Chaque information est fournie en nombre de voxels (Voxels) et en nombre de composantes connexes (C.C.). Les valeurs moyennes pour chaque donnée sont fournies dans la dernière ligne (μ).

		f^1_{vasc}				f^2_{vasc}			
	Rec.	R.A.	R.T.I.	R.T.C.	R.C.	R.A.	R.T.I.	R.T.C.	R.C.
1	14	0	5	0	9	0	5	0	9
2	14	0	3	3	8	1	2	3	9
3	16	0	3	1	12	1	2	1	12
4	16	0	5	0	11	1	5	1	9
5	13	0	1	1	11	0	1	0	12
6	13	0	2	0	11	0	1	0	12
μ	14.3	0	3.2	0.8	10.3	0.5	2.7	1.7	10.5

TAB. 13.2 – Validation de la phase de reconstruction des segments de vaisseaux suivant la fonction de vraisemblance employée (f^1_{vasc} ou f^2_{vasc}). Première colonne : nombre de reconstructions (Rec.). Seconde et sixième colonnes : reconstructions aberrantes (R.A.). Troisième et septième colonnes : reconstructions topologiquement incorrectes (R.T.I.). Quatrième et huitième colonnes : reconstructions topologiquement correctes mais ne correspondant pas aux trajectoires réelles (R.T.C.). Cinquième et neuvième colonnes : reconstructions correctes en termes de topologie et de trajectoire (R.C.). Les valeurs moyennes pour chaque donnée sont fournies dans la dernière ligne (μ).

de connaissance anatomique et d'information relative aux structures adjacentes extraites à partir de données non angiographiques. Cette méthode apporte donc une preuve supplémentaire venant étayer l'hypothèse selon laquelle l'intégration de connaissance a priori, notamment grâce à l'utilisation de données multimodales, peut apporter une plus-value non négligeable aux outils de segmentation d'images angiographiques.

Les résultats obtenus ne sont toutefois pas encore dénués d'erreurs. Des cas de reconnexions topologiquement erronées ou non conformes à la trajectoire réelle des vaisseaux sont ainsi observés. Ils sont généralement causés par une distance trop élevée ou trop faible entre différentes composantes connexes du réseau initialement segmenté. Cette sensibilité de la méthode à ce facteur de proximité est un effet de bord de la seule utilisation de cartes de distances comme fonctions de vraisemblance dans le cadre de la phase de réduction homotopique. Deux améliorations pourraient probablement permettre d'éliminer tout ou partie de ces erreurs de reconstruction. La première pourrait consister à réduire l'espace de recherche des segments de vaisseaux manquants aux seules régions présentant un signal compatible avec celui des structures vasculaires. Il a notamment été constaté qu'en IRM T_1, le cerveau, les structures vasculaires et une partie du crâne, présentaient le signal le plus élevé. Le calcul de cartes de distance géodésique sur les zones correspondant aux seuls tissus présentant un tel signal et ne faisant pas partie du cerveau pourrait donc constituer une solution pour améliorer la qualité des reconstructions. Des expérimentations préliminaires, non décrites ici, ont notamment été menées pour proposer des fonctions de vraisemblance basées sur ce concept. Une telle approche nécessiterait en particulier de disposer d'une segmentation de la matière grise d'une très grande qualité, la moindre sous-segmentation pouvant mener à la création artificielle de chemins entre différentes composantes connexes n'ayant pas vocation à être reconnectées, alors qu'une sur-segmentation peut provoquer la disparition de chemins devant réellement être suivis par les segments à reconstruire. La seconde amélioration envisageable pourrait consister à utiliser une segmentation topologiquement correcte de la surface des sillons, c'est-à-dire topologiquement équivalente à une sphère. Une telle segmentation pourrait ainsi permettre de générer un espace de recherche (b^{max}_{vasc}) topologiquement identique à l'arbre vasculaire cérébral, en considérant le volume de la boîte crânienne moins le volume du cerveau. Cet espace de recherche serait alors réellement composé d'une composante connexe sans tunnel ni cavité. Une telle approche permettrait de ne plus simuler l'élimination des régions en leur associant une valeur minimale comme c'est le cas dans f^1_{vasc} et f^2_{vasc}, au risque que les chemins générés ne doivent quand même les emprunter.

Il convient par ailleurs de constater que la qualité des résultats obtenus est globalement dépendante de la quantité d'information vasculaire devant être reconstruite grâce aux seuls éléments de connaissance anatomique. Ainsi, plus l'information initialement fournie est faible, plus les risques d'erreur de reconstruction sont élevés, l'utilisation de connaissance a priori ne pouvant compenser à elle seule l'absence d'information vasculaire dans les images angiographiques.

Enfin, l'utilisation d'une procédure de réduction homotopique n'est pas exempte de problème, comme l'illustre la discussion suivante.

13.2.9 Quelques considérations sur les points simples et leur utilisation

Dans $\mathbb{Z}^n$, n'importe quel objet X constitué d'une seule composante connexe et ne présentant pas de tunnel ni de cavité au sens de $\mathbb{Z}^n$, est homotope à un objet ponctuel $\{\mathbf{x}\} \subset X$. En particulier, dans le cas où $n \leq 2$, pour tout objet X homotope à un singleton $\{\mathbf{x}\} \subset X$, il existe une suite de points simples dont le retrait successif permet de passer de X à $\{\mathbf{x}\}$. Cette propriété n'est en revanche plus vraie pour $n > 2$. Il existe ainsi des objets $X \subset \mathbb{Z}^3$ homotopes à un objet ponctuel mais ne pouvant être réduits à celui-ci par retrait de points simples. Certains de ces objets sont, en particulier, uniquement composés de points non simples.

La principale conséquence de cette propriété est le risque d'apparition d'artefacts topologiques, c'est-à-dire de structures non significatives mais impossible à éliminer car uniquement composées de points non simples, lors de l'application d'une méthode de réduction homotopique. De telles structures, bien que ne présentant généralement aucune pertinence par rapport aux objectifs de la méthode de réduction, sont ainsi susceptibles d'apparaître dans les résultats[6].

L'apparition de tels artefacts a notamment été constatée lors de l'application de la méthode proposée dans cette section. Outre la diminution de la qualité visuelle des résultats obtenus, une conséquence majeure de l'apparition d'artefacts est la perturbation de la reconstruction topologique de l'image traitée. Ainsi, une fois apparu, un artefact est considéré au même titre que n'importe quelle composante connexe devant être reconnectée aux autres. Dans le meilleur des cas, il génère un chemin venant se connecter à une seule composante connexe. Plus fréquemment, il cause la génération de deux ou plusieurs chemins le connectant à diverses composantes connexes qui, par dualité voient disparaître certaines de leurs véritables connexions.

Il semble impossible de prévoir l'apparition de tels objets, et à plus forte raison de l'empêcher lors d'une réduction homotopique. Il est néanmoins relativement aisé de caractériser ces artefacts a posteriori, dans la mesure où ils présentent généralement une forme volumineuse plus ou moins régulière et parsemée de concavités, alors que les structures correctement générées par une méthode de réduction sont généralement filiformes. Il est donc possible d'éliminer ces structures en retirant les zones reconstruites présentant de telles propriétés. Cette option a été choisie dans la méthode proposée, la perte de topologie induite n'étant pas dommageable dans la mesure où la reconstruction générée était incorrecte en termes de forme ou, au pire, en termes de trajectoire. Une solution alternative dans le cadre de cette méthode, et plus généralement dans le cadre de toute méthode basée sur une réduction homotopique, pourrait consister à modifier la procédure de réduction en autorisant l'ajout de points simples dès la détection de telles structures. Une telle stratégie ne pourrait toutefois plus présenter de garantie de terminaison, ni assurer que l'élimination d'un artefact permet également la correction de toutes les erreurs topologiques que son apparition a plus ou moins directement générées. Afin de tenter de traiter le problème plus en amont, il peut être utile de remarquer que l'apparition de ces structures est généralement causée par le retrait de points simples dont la majorité des points avoisinants n'ont pas été éliminés[7]. Une solution afin de prévenir l'apparition d'artefacts consisterait donc à retirer les points simples par couches successives en évitant autant que possible de générer des concavités dans l'objet traité. Une telle solution, si elle est applicable dans le cadre des méthodes de squelettisation, est toutefois moins réaliste dans celui des méthodes de segmentation où l'ordre de retrait des points joue un rôle essentiel dans la qualité des résultats. L'utilisation d'outils de réduction homotopique reste ainsi un sujet encore largement ouvert tant sur le plan théorique qu'applicatif.

[6] Un moyen relativement simple de générer de tels artefacts consiste à retirer successivement, et dans un ordre aléatoire, des points simples à un objet quelconque.

[7] De tels cas sont fréquemment apparus lors d'expérimentations préliminaires utilisant l'algorithme de réduction homotopique de Dokládal sur des images ARM. Ne disposant pas de donnée ATDMS, il a néanmoins été impossible de vérifier si de tels phénomènes apparaissaient sur des images telles que celles traitées dans [46, 47, 48].

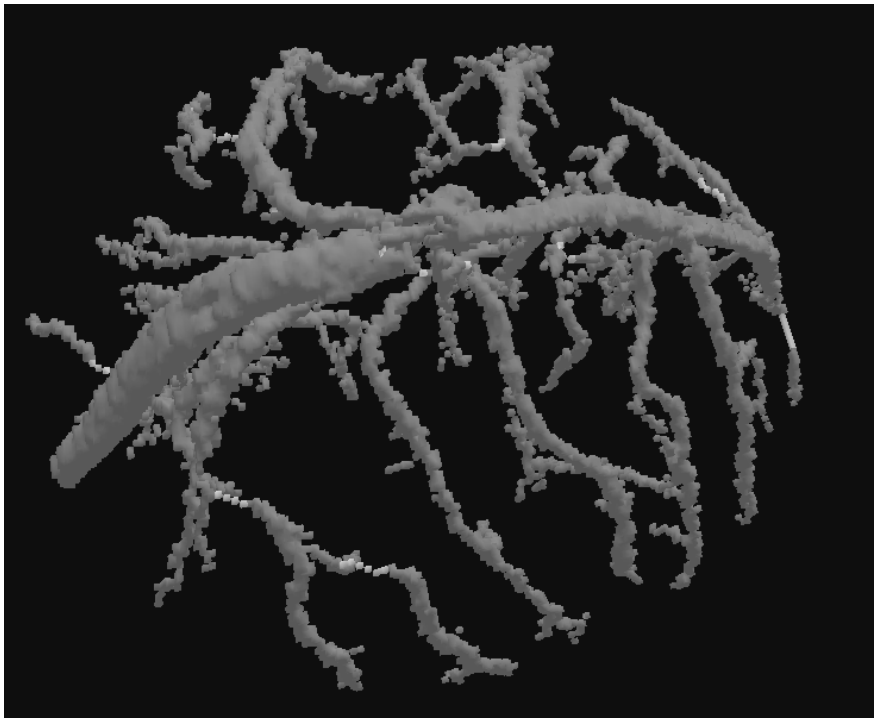

FIG. 13.9 – Visualisation 3D de l'arbre superficiel veineux p_{seg} segmenté à l'aide de la méthode de réduction homotopique. La segmentation initiale (b^{min}_{vasc}) apparaît en gris tandis que les segments reconstruits ($p_{seg} \setminus b^{min}_{vasc}$) apparaissent en blanc.

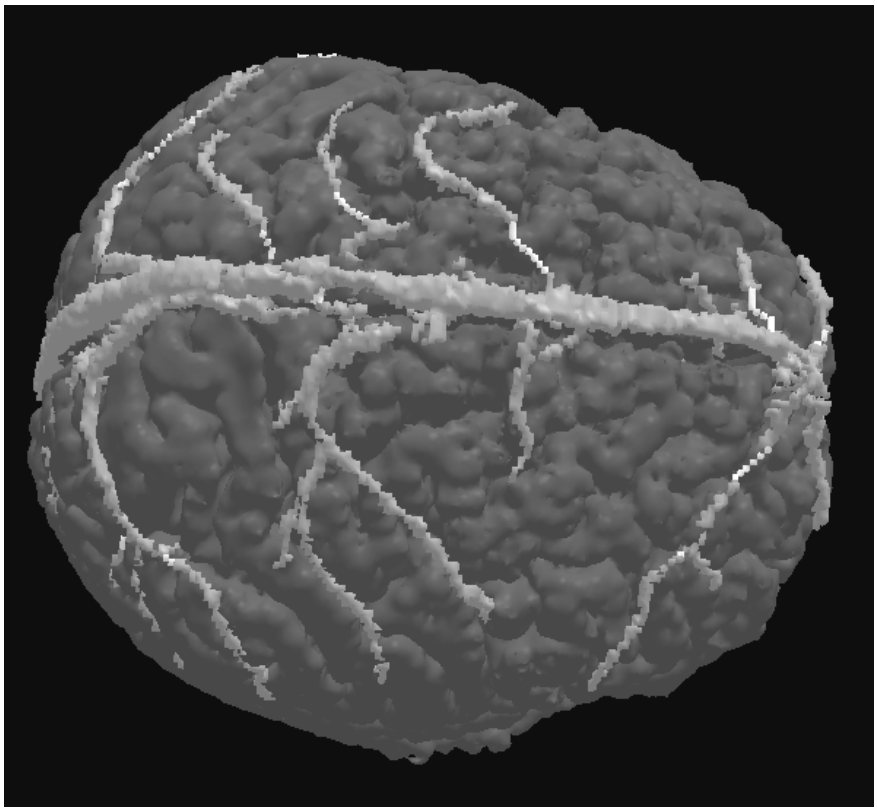

FIG. 13.10 – Visualisation 3D de l'arbre superficiel veineux p_{seg} segmenté à l'aide de la méthode de réduction homotopique, en relation avec la surface du cortex. La segmentation initiale (b^{min}_{vasc}) apparaît en gris clair tandis que les segments reconstruits ($p_{seg} \setminus b^{min}_{vasc}$) apparaissent en blanc. Le cerveau ($b_{mg} \cup b_{mb}$) apparaît en gris foncé.

Chapitre 14

Discussion sur les méthodes de segmentation

Ce chapitre présente quelques éléments de discussion relatifs aux méthodes de segmentation proposées dans cette partie et aux diverses manières dont ces méthodes tirent profit d'éléments de connaissance anatomique. La section 14.1 traite des améliorations induites par l'intégration de connaissance dans les processus de segmentation, aboutissant à une confirmation de la validité d'une telle approche. La section 14.2 propose un bilan des propriétés inhérentes à la manière dont cette connaissance est utilisée, notamment en fonction de la nature et de l'usage qui est fait des atlas vasculaires. La section 14.3 discute quant à elle le bien fondé de l'utilisation d'outils de morphologie mathématique dans le cadre de la méthodologie de segmentation développée. La section 14.4 présente finalement des perspectives portant sur le développement de méthodes similaires à celles décrites dans cette partie, avant que quelques considérations sur le thème des validations d'outils de segmentation d'images angiographiques ne soient proposées dans la section 14.5.

14.1 Utilité de l'intégration de connaissance anatomique

Les diverses méthodes proposées dans cette partie ont toutes pour objectif d'intégrer des éléments de connaissance anatomique afin de guider leur stratégie de segmentation. Ces éléments de connaissance, relatifs aux taille, position, orientation, topologie, forme, probabilité de présence, ou relation des différents vaisseaux avec des structures non vasculaires, sont pris en compte par l'intermédiaire d'atlas vasculaires et en utilisant des données multimodales donnant accès à des informations angiographiques et non angiographiques. Globalement, les propriétés principales qui caractérisent les méthodes présentées sont les suivantes :

- une relative robustesse face aux différents artefacts présents dans les images ARM, que ces artefacts soient susceptibles de provoquer des faux positifs (artefacts de mouvement ou artefacts générés par le passage du domaine fréquentiel au domaine spatial lors de la reconstruction des images), ou des faux négatifs (artefacts de repliement, ou dus à la turbulence du flux sanguin) ;
- une capacité à segmenter des structures vasculaires de petite taille (dont le signal est proche du signal de fond), ou présentant un signal inhomogène, voire à segmenter des structures vasculaires ne présentant aucun signal en ARM ;
- une bonne adaptativité, autorisant les méthodes à faire évoluer leur comportement de manière pertinente en fonction des structures à segmenter, de leur position dans l'image et de leurs relations avec leur environnement ;
- une automaticité presque totale, les interactions avec l'utilisateur étant réduites au minimum.

Les points positifs que constituent ces propriétés sont des conséquences plus ou moins immédiates de l'utilisation de connaissance anatomique, qui permet d'apporter une information complémentaire à celle des images traitées en proposant une sémantique a priori sur la nature de celles-ci. Le bon comportement de ces méthodes s'explique aussi par la prise en compte de données composées de plusieurs modalités différentes, incluant des images angiographiques et non angiographiques, ces dernières permettant d'une part, de proposer un référentiel anatomique pertinent pour l'utilisation des atlas modélisant une large partie de la connaissance anatomique considérée, et d'autre part, d'apporter des éléments d'information supplémentaires concernant l'environnement des structures

vasculaires.

Ainsi, les méthodes proposées dans cette partie, malgré des résultats encore perfectibles, sont donc souples, autonomes, et relativement performantes. Par ailleurs, il semble que leur perfectibilité soit généralement plutôt due à une utilisation encore partielle de la connaissance pouvant être prise en compte, qu'à cette connaissance elle-même. Il semble donc raisonnable d'affirmer que ces méthodes apportent la preuve de la validité de l'approche visant à intégrer des éléments de connaissance anatomique dans le cadre de la segmentation des structures vasculaires cérébrales, notamment par l'utilisation d'atlas et de données multimodales, une telle approche tendant à se rapprocher du type d'analyse que pourrait fournir un expert humain tirant parti de ses connaissances.

14.2 Validité des différentes stratégies d'utilisation de connaissance

Comme il a été évoqué dans le chapitre 11, il existe différentes manières de considérer l'intégration et l'utilisation de connaissance dans le cadre de la segmentation d'images angiographiques. Les méthodes de segmentation envisageables varient ainsi en fonction de la nature de cette connaissance, qui influe sur la manière dont elle peut être formalisée et modélisée, sur son utilisation par rapport à tout ou partie de l'image, et sur son implication directe ou non dans les processus algorithmiques sous-jacents.

Les quatre méthodes proposées dans cette partie n'ont pas été suffisantes pour tester la pertinence de toutes les combinaisons autorisées par ces différents choix. Elles ont néanmoins permis d'expérimenter deux types de méthodologies de segmentation, la première étant relative à l'intégration de connaissance quantifiable de manière extrinsèque dans des méthodes de segmentation globales, et la seconde portant sur l'intégration de connaissance a priori non quantifiable de manière intrinsèque dans le cadre de méthodes dédiées.

Les deux premières méthodes, proposées dans le chapitre 12, ont donc exploré le domaine des stratégies globales (*i.e.* proposant une segmentation de tout le réseau vasculaire cérébral) utilisant des éléments de connaissance de manière extrinsèque. Cette approche est probablement la plus novatrice des deux. Elle autorise en effet à considérer la connaissance utilisée, ici modélisée par les différents atlas vasculaires, et les algorithmes utilisant cette connaissance, comme deux éléments distincts de la méthode de segmentation. Cette séparation entre connaissance et algorithme permet donc une grande adaptabilité puisque le comportement de la méthode peut évoluer de manière cohérente en fonction de critères qui sont moins liés à son mode de fonctionnement qu'au contenu et à la sémantique de l'image. Elle permet par ailleurs une grande souplesse d'application, dans la mesure où le comportement de la segmentation peut être modifié en ne changeant que le support de connaissance. On peut ainsi, avec une même méthode, proposer des segmentations de natures totalement différentes. Il devient, en particulier, envisageable de créer des méthodes de segmentation spécialisées dans la recherche de vaisseaux donnés (veines ou artères, vaisseaux plus ou moins larges), en se contentant d'appliquer la méthode avec un atlas vasculaire adapté aux besoins. Cette utilisation extrinsèque de la connaissance prise en compte pourrait également être considérée dans le cas de méthodes dédiées afin de bénéficier des avantages de la généricité qu'elle induit. Il est néanmoins raisonnable de penser qu'elle donne plus aisément sa pleine mesure dans le cadre d'une utilisation globale, pour laquelle la nature des vaisseaux est, par définition, plus variée.

Les deux méthodes suivantes, proposées dans le chapitre 13, ont exploré le domaine des stratégies dédiées (*i.e.* proposant une segmentation d'une partie précise du réseau vasculaire cérébral) utilisant des éléments de connaissance de manière intrinsèque. Une telle stratégie est plus proche des travaux qui ont déjà pu être proposés par le passé, dans la mesure où ce mode de représentation et d'utilisation de la connaissance implique une forte dépendance entre cette connaissance et l'algorithme qui en tire parti. Toutefois, si de telles techniques avaient, dans une certaine mesure, déjà pu être proposées pour des structures vasculaires non cérébrales telles que les artères carotides, elles n'avaient jamais été considérées pour des structures cérébrales. Le découpage anatomique proposé, notamment grâce à l'atlas par régions, a ainsi pu contribuer au développement de cette conception modulaire et dédiée de la segmentation des images angiographiques cérébrales. Il a par ailleurs permis de prendre en compte des spécificités propres aux différents vaisseaux cérébraux, spécificités qui ne peuvent être considérées dans le cadre de méthodes classiques qui ne sont généralement pas en mesure de préjuger de la nature des vaisseaux en fonction de leur position, et donc de leurs propriétés propres ou relatives à leur environnement.

Dans l'ensemble, les deux approches expérimentées, outre leur originalité, offrent des perspectives nouvelles qui ont été rendues possibles par la modélisation de connaissance à l'aide d'atlas vasculaires cérébraux. Il serait toutefois encore nécessaire d'explorer toutes les autres possibilités offertes par les diverses manières de considérer l'intégration et l'utilisation de cette connaissance, pour disposer d'une vision plus globale et objective de cette méthodologie.

14.3 Utilité des outils de morphologie mathématique

La méthodologie de segmentation proposée dans ces travaux nécessite de disposer d'outils de traitement d'images autorisant une grande maniabilité en termes d'utilisation. Il est en effet nécessaire que ces outils permettent de prendre en compte les différents éléments de connaissance mis en jeu et de les interpréter sous une forme pertinente dans le cadre d'une procédure de segmentation. De ce point de vue, la morphologie mathématique procure un cadre de travail adapté. Les outils fondamentaux sur lesquelles elle se base, de par leur nature, offrent une grande adaptabilité et une richesse de représentation autorisant l'interprétation d'éléments de connaissance relativement fins. Ainsi, les notions de taille, orientation ou forme des vaisseaux peuvent être exploitées de manière adéquate grâce à la notion d'éléments structurants ainsi qu'à toutes les opérations basées sur ces derniers. D'autres outils, tels que la segmentation par ligne de partage des eaux ou les transformations homotopiques permettent pour leur part de prendre en compte des éléments de connaissance relatifs à l'intensité du signal fourni par les différents tissus, ou à la topologie des structures vasculaires recherchées. Par ailleurs, les outils de morphologie mathématique offrent des possibilités de développement adaptées aux thématiques de segmentation multimodale induites par la nature de la plupart des images angiographiques.

Il apparaît donc que la morphologie mathématique fournit un cadre de travail satisfaisant pour les thématiques de segmentation des structures vasculaires cérébrales utilisant un apport de connaissance anatomique a priori. Parmi les autres techniques de traitement d'images déjà proposées dans le cadre de la segmentation d'images angiographiques, il semble que la plus adaptée pourrait être celle relative aux différents types de modèles déformables. Les techniques basées sur de tels modèles étant censées pouvoir tenir compte de notions de forme, de taille, voire d'orientation et de topologie pour les plus sophistiquées d'entre elles, il serait intéressant d'étudier les résultats qu'elles fournissent dans le cas de stratégies similaires à celles proposées dans ces travaux. En particulier, dans la mesure où les méthodes de morphologie mathématique et de modèles déformables présentent certains avantages et inconvénients diamétralement opposés en termes de robustesse et de précision des résultats[1], il pourrait s'avérer extrêmement utile d'étudier la plus-value induite par leur utilisation conjointe.

14.4 Perspectives

Les méthodes présentées dans cette partie ne constituent qu'une première série de tentatives visant à intégrer des éléments de connaissance anatomique. Des travaux plus approfondis seraient donc probablement susceptibles de mener à des méthodes procurant des résultats encore meilleurs que ceux proposés ici, voire meilleurs que la plupart de ceux proposés par les méthodes existantes. Plusieurs pistes pourraient permettre de mener des développements ultérieurs de la thématique proposée, parmi lesquelles on peut citer par exemple une utilisation plus intensive d'information sur la forme des vaisseaux ou leur orientation relative.

Parmi toutes les perspectives de développement, une des plus importantes semble en particulier être liée à la notion de topologie et plus généralement de relation spatiale entre les structures vasculaires et leur environnement. Ainsi, une utilisation plus approfondie de ces propriétés pourrait aboutir à une représentation plus fine des contraintes existant entre les différentes structures anatomiques et mener, à terme, au développement d'outils de segmentation fiables. Il a déjà été observé que l'utilisation de la notion de graphe était probablement trop restrictive pour prendre en compte des informations topologiques et relationnelles qui peuvent s'avérer très complexes dans un espace tridimensionnel. L'utilisation de modèles de représentation plus généraux tels que les complexes cellulaires, pourrait néanmoins offrir des perspectives nouvelles concernant la représentation de telles informations. Outre l'utilisation de tels modèles relationnels et topologiques, la prise en compte d'éléments de connaissance non plus seulement relatifs aux seuls vaisseaux, mais à tous les tissus avoisinants, pose également la question de la nécessité de développer les notions de segmentations concurrente ou concourante. L'existence d'images angiographiques multimodales représentant les structures vasculaires mais aussi les autres tissus du cerveau et du crâne permet ainsi d'envisager le développement de méthodes destinées à segmenter les vaisseaux sanguins en tirant parti de segmentations préalables ou simultanées des tissus avoisinants, visant à contraindre ou guider la segmentation des vaisseaux (dont les travaux proposés dans le chapitre 13 constituent une première illustration). Cette réflexion pose par ailleurs le problème de la création d'atlas non plus uniquement vasculaires mais représentant l'ensemble des éléments de connaissance relatifs à l'anatomie d'un organe ou d'un groupe d'organes. Le développement de

[1] Les méthodes basées sur des modèles déformables semblent être relativement fragiles, notamment en ce qui concerne les phases d'initialisation et les risques de divergence, tandis que les outils de morphologie mathématique sont moins sensibles à de tels problèmes. Dans les cas favorables, elles sont en revanche capables de fournir des résultats d'une grande précision, allant jusqu'à des degrés de résolution sous-voxel, ce qui n'est pas le cas pour la morphologie mathématique, à moins de sur-échantillonner plus ou moins artificiellement les données traitées.

stratégies permettant la création de tels atlas, leur fusion avec des modèles topologiques et relationnels sophistiqués, et leur utilisation dans le cadre de méthodes de segmentation concurrente ou concourante semble donc devoir faire partie des perspectives de développement à venir.

14.5 Remarques sur les validations

Ces travaux, malgré les aspects positifs qu'ils peuvent présenter, souffrent d'un défaut majeur constitué par l'absence de moyen de comparaison systématique des résultats obtenus. Les recherches et expérimentations réalisées semblent avoir mené à la création d'outils de segmentation apportant une plus-value non négligeable par rapport à la plupart de ceux existants. Ces améliorations ont pu être constatées en comparant les résultats fournis par ces nouvelles méthodes et ceux obtenus par les quelques techniques implantées pour les besoins de ces travaux. En ce qui concerne la comparaison avec d'autres méthodes, les seuls points de repères sont les résultats visuels fournis dans les illustrations des articles relatifs au domaine, et les analyses proposées dans ces mêmes articles, avec toutes les incertitudes liées à la qualité des validations accomplies, à leur objectivité et à leur similarité par rapport à celles décrites dans ce manuscrit.

Cette absence de moyen de comparaison objectif n'est donc pas un problème propre aux seuls travaux présentés, mais touche l'ensemble de la recherche sur la segmentation des structures vasculaires. Contrairement à d'autres domaines liés à la segmentation de structures anatomiques, il semble qu'il n'existe aucune référence unique pouvant servir à l'étalonnage de la qualité des méthodes de segmentation d'images angiographiques. Aucune base de données angiographiques segmentées n'est librement disponible pour l'ensemble de la communauté scientifique. Il est donc, à l'heure actuelle, impossible d'évaluer la différence relative de qualité entre deux méthodes de segmentation, ni de définir précisément les caractéristiques spécifiques de chacune d'elles. Il semble, par ailleurs, n'exister aucun consensus sur les critères de validations à prendre en compte.

De nombreuses questions portant sur la nature des éléments à considérer pour ces validations (volume vasculaire, topologie, structure, taille des vaisseaux, recherche exclusive de pathologies, ...), sur la manière de les effectuer (choix de la référence, existence d'une vérité terrain, ...) et sur la gestion de la variabilité des images (résolution, nature des structures visualisées, types d'artefacts, modalités d'acquisition, ...) restent donc encore en suspens et semblent empêcher la mise en place d'un protocole unanimement accepté et utilisé pour la validation de toutes les méthodes développées. Une telle carence en termes de validation, si elle est aujourd'hui handicapante pour l'évaluation des méthodes au stade expérimental, le sera d'autant plus le jour où de telles méthodes devront être finalisées afin d'être utilisées en routine clinique. Quelques pistes visant à permettre la mise en place de protocoles de validation fiables seront évoquées dans la section 16.3.

Cinquième partie

Conclusion

Chapitre 15

Bilan

Ce chapitre propose un bilan global des travaux présentés dans ce manuscrit. Il présente, dans la section 15.1, l'ensemble des contributions théoriques, méthodologiques et bibliographiques relatives à l'état de l'art de la segmentation d'images angiographiques. La section 15.2 propose quelques éléments de réflexion sur la portée et les limites de la méthodologie développée.

15.1 Contributions

15.1.1 Contributions théoriques

L'objectif de ces travaux consistait à enrichir l'état de l'art relatif à la segmentation des structures vasculaires à partir de données angiographiques, et plus particulièrement celle des réseaux vasculaires cérébraux visualisés en angiographie par résonance magnétique 3D. La principale contribution apportée a notamment consisté à étudier la validité de l'approche visant à intégrer des éléments de connaissance anatomique a priori dans le but de proposer des méthodes de segmentation efficaces. L'un des objectifs consistait en particulier à faire tendre ces méthodes vers une stratégie de segmentation plus proche de celle que serait susceptible de proposer un expert humain. Cette approche, sensiblement différente de celles proposées jusqu'alors, nécessitait de fournir des réponses à trois questions essentielles.

La première portait sur l'existence de propriétés anatomiques invariantes ou suffisamment stables pour être utilisées dans le cadre du guidage de méthodes de segmentation. L'étude anatomique de la vascularisation du cerveau humain, proposée dans le chapitre 2, a apporté la preuve que de telles propriétés existent, notamment à l'échelle des structures considérées en ARM, à savoir les vaisseaux cérébraux ayant une taille supérieure au millimètre. Ces propriétés, tant géométriques que topologiques ou structurelles, ont par ailleurs mis en évidence la forte relation qui existe entre les vaisseaux cérébraux et leur environnement, prouvant ainsi la nécessité de considérer non seulement ces vaisseaux mais également les autres structures anatomiques les avoisinant.

La seconde question portait sur la capacité à extraire cette information et surtout à la modéliser de manière pertinente pour autoriser son utilisation. Si l'extraction de propriétés peut être accomplie de diverses manières allant de la simple analyse anatomique à une segmentation et une analyse systématique des structures vasculaires à partir d'images cérébrales, leur modélisation restait encore jusqu'à présent un domaine assez peu exploré. Les travaux réalisés ont démontré que cette modélisation pouvait être réalisée efficacement par l'intermédiaire d'atlas, aboutissant au concept d'atlas vasculaire cérébral, qui permet de proposer une représentation spatiale plus ou moins explicite suivant la nature des propriétés modélisées. Il a été montré dans la partie III que cette notion d'atlas vasculaire, qu'elle propose un découpage en zones cérébrales ayant des propriétés homogènes, ou une représentation plus fine de ces propriétés sous forme de champs, nécessitait de considérer les propriétés vasculaires non pas de manière absolue, mais relativement aux autres organes et tissus.

La dernière question consistait à déterminer si ces propriétés pouvaient finalement être utilisées de manière utile et profitable pour proposer des méthodes de segmentation des réseaux vasculaires cérébraux à partir de données ARM. Cette question, traitée dans la partie IV, a tout d'abord donné lieu à une réflexion sur les différentes manières de considérer et d'utiliser des éléments de connaissance anatomique pour la segmentation d'images angiographiques, aboutissant à la proposition de différentes stratégies requérant toutes l'usage d'un atlas vasculaire modélisant des propriétés anatomiques de manière plus ou moins explicite. Ces stratégies, qui aboutissent à des

méthodes de segmentation dédiées à tout ou partie du réseau vasculaire cérébral, ont permis de mettre en exergue la plus-value induite en termes d'automaticité, d'évolutivité, de robustesse et de précision par l'utilisation de connaissance, mais également par la prise en compte de données multimodales angiographiques et non angiographiques.

Finalement ces travaux ont donc démontré qu'il était possible d'intégrer des éléments de connaissance anatomique relatifs aux réseaux vasculaires cérébraux en générant des atlas vasculaires fiables et en les utilisant afin de guider des méthodes de segmentation adaptées. Dans ce cadre, il a été observé que la morphologie mathématique fournissait un ensemble d'outils de traitement d'images robuste et très bien adapté à cette méthodologie, notamment dans la mesure où ces outils, par leur modularité et leur adaptabilité, permettent de prendre en compte de manière adéquate la plupart des propriétés anatomiques considérées.

15.1.2 Contributions méthodologiques

Cette contribution théorique s'est par ailleurs appuyée sur le développement d'un certain nombre de méthodes relatives à la création d'atlas vasculaires cérébraux et à leur utilisation dans le cadre de la segmentation des réseaux vasculaires ou de certains vaisseaux du cerveau.

Cette seconde contribution, d'ordre méthodologique, se compose ainsi d'une méthode de création d'atlas permettant de générer des atlas vasculaires cérébraux composés de champs scalaires relatifs à des éléments de connaissance quantifiables. À cette méthode essentiellement automatique vient s'ajouter un premier atlas par régions généré à l'aide d'un protocole essentiellement interactif.

Quatre méthodes de segmentation viennent compléter cette contribution. Toutes sont basées sur le concept d'intégration et d'utilisation de connaissance anatomique autorisé par l'utilisation d'atlas vasculaires. Deux d'entre elles proposent des stratégies globales, dont le but est de permettre la segmentation de tout le réseau vasculaire, tandis que les deux autres sont dédiées à des zones spécifiques du cerveau, se plaçant ainsi dans le cadre de la création d'une méthode générale de segmentation région par région. Ces méthodes, qui illustrent différentes manières de considérer les éléments de connaissance et leur utilisation, proposent toutes des résultats encourageants. À l'instar de la plupart de celles proposées dans la littérature, elles ne sont néanmoins pas encore suffisamment fiables pour être intégrées en routine clinique. Elles ont toutefois permis de mettre en évidence une nouvelle approche de la segmentation des structures vasculaires, et de démontrer la pertinence de cette dernière, ouvrant ainsi la voie à des travaux ultérieurs qui permettront peut être de proposer, à terme, des outils de segmentation utilisables en dehors du seul cadre expérimental.

15.1.3 Contributions bibliographiques

Certains travaux présentés dans ce manuscrit ont par ailleurs fait l'objet de publications internationales venant compléter l'état de l'art décrit dans la partie II. La méthode de création d'atlas décrite en section 9.3, ainsi que l'atlas généré grâce à cette méthode et décrit en section 10.2, ont été publiés dans [137] et soumis [136]. La première méthode de segmentation globale, décrite en section 12.1, a été publiée dans [138] ainsi que dans [139] où l'atlas présenté en section 10.1 est également décrit. La seconde méthode de segmentation globale, décrite en section 12.2, a été publiée dans [133] et soumise [136]. Enfin, les méthodes de segmentation dédiées, décrites en sections 13.1 et 13.2, ont été respectivement publiées dans [135] et [134]. La liste de ces publications pourra notamment être trouvée dans l'annexe F.

15.2 Quelques éléments de réflexion sur la méthodologie proposée

La méthodologie présentée dans ces travaux est relativement nouvelle dans le domaine de la segmentation d'images angiographiques. Les premiers résultats obtenus sont encourageants et justifient sans aucun doute la poursuite d'une recherche active dans cette voie, avec la perspective de proposer des méthodes de segmentation d'images angiographiques suffisamment fiables et ergonomiques pour être un jour employées en routine clinique. En attendant cette éventualité, et comme devant chaque idée ou thématique nouvelle et susceptible d'être fructueuse, il convient néanmoins de réfléchir au potentiel et aux limites de cette approche. Quelques éléments sont proposés dans ce qui suit afin d'amorcer une telle réflexion.

15.2.1 Limites spatiales

Les travaux menés sur l'intégration de connaissance anatomique pour la segmentation d'images angiographiques décrits dans ce manuscrit, ont uniquement porté sur des images acquises par des techniques de résonance magnétique nucléaire. La résolution courante de telles images est, à l'heure actuelle, de l'ordre du millimètre. En conséquence, les éléments de connaissance proposés sont tous relatifs à des structures visibles à une telle échelle. S'il a été clairement établi que des structures anatomiques de cet ordre de taille présentent de multiples propriétés invariantes, on peut toutefois s'interroger sur la limite inférieure à partir de laquelle il ne devient plus possible de mettre en évidence de telles propriétés, ou de les utiliser pour guider des outils de segmentation. Les structures vasculaires en général, et celles du cerveau en particulier, peuvent notamment présenter des ramifications jusqu'à des échelles microscopiques. Sans aller jusqu'à des limites aussi extrêmes, il serait, dans un premier temps, souhaitable d'étudier quelle est la validité de cette approche à une échelle submillimétrique, correspondant notamment à la résolution des données angiographiques de type ATDMS, voire de certaines données ARM pour les outils d'acquisition les plus récents. À de telles résolutions, il serait peut être nécessaire de considérer d'autres types d'invariants anatomiques que ceux présentés ici, permettant notamment de modéliser l'organisation globale des vaisseaux de très petite taille, par exemple en fonction de la nature des tissus.

15.2.2 Limites applicatives

Les images angiographiques, tant ARM qu'ATDMS, se basent sur la différence de contraste entre le signal fourni par le flux sanguin et celui fourni par les autres tissus pour mettre en évidence les structures vasculaires. Que cette différence de contraste soit obtenue grâce à l'injection de produits adaptés ou par la seule prise en compte des propriétés physiques inhérentes au déplacement du sang, les images obtenues permettent donc de détecter les anomalies liées à ce flux et, par conséquent, de caractériser et quantifier des pathologies vasculaires. Les méthodes de segmentation classiques, c'est-à-dire se basant essentiellement sur cette seule intensité du flux sanguin visualisé en angiographie, sont donc naturellement à même d'être utilisées pour la recherche de pathologies. En revanche, les méthodes telles que celles présentées dans ces travaux, outre les éléments d'information relatifs au flux sanguin visualisé en angiographie, sont également susceptibles d'utiliser des informations portant sur des données non angiographiques. De telles méthodes sont donc éventuellement capables de reconstruire des vaisseaux pour lesquels le flux sanguin ne présente pas de signal en angiographie. Si de telles méthodes, dont celles du chapitre 13 sont des exemples représentatifs, peuvent corriger des défauts de signal vasculaire causés par des artefacts, elles sont également capables de segmenter des vaisseaux présentant des structures pathologiques réduisant le flux sanguin, voire le stoppant complètement. Il convient donc de réfléchir à la portée applicative de méthodes ayant recours à l'utilisation de connaissance anatomique, en particulier en tenant compte du support permettant de tirer parti de cette connaissance. Ainsi, si l'utilisation de telles méthodes peut fournir une aide précieuse dans le cadre de la recherche de vaisseaux chez des sujets ne présentant pas de pathologie vasculaire (par exemple pour utiliser ces vaisseaux comme marqueurs dans le cadre d'études fonctionnelles du cerveau, ou de planifications neurochirurgicales), leur utilisation pour la recherche de pathologies doit se faire avec précaution. Leur usage n'est alors pas impossible mais nécessite une compréhension préalable de leur comportement.

15.2.3 Subjectivité

Les méthodes de segmentation d'images angiographiques utilisant des éléments de connaissance a priori proposent une approche sensiblement différente par rapport à des outils plus classiques qui n'utilisent que la seule information contenue dans l'image. Ces nouvelles méthodes disposent ainsi d'un volume d'information plus étendu, dans la mesure où il inclut les données réellement contenues dans les images traitées, mais également une charge sémantique relative à ces dernières. Cette conception de la segmentation se rapproche de celle que serait susceptible de proposer un être humain qui, chaque fois qu'il est confronté à l'analyse d'une image, se réfère à ses propres connaissances relatives au contenu supposé de celle-ci. L'apport de connaissance a priori, s'il rapproche le comportement de l'outil de segmentation du comportement d'un expert humain, avec tous les effets positifs que cela implique, peut néanmoins avoir pour conséquence l'apparition de problématiques nouvelles. Ainsi, de la même manière qu'un être humain peut se convaincre de la présence d'un objet dans une image en se basant sur des hypothèses plus ou moins objectives, il n'existe aucune raison susceptible d'empêcher une méthode de segmentation de détecter une structure vasculaire inexistante si l'apport de connaissance a priori devient suffisamment important pour ne plus nécessiter l'utilisation de l'information réellement contenue dans l'image. Ce nouvel élément à prendre en considération dans le cas de méthodes de segmentation basées sur l'intégration de connaissance a

priori, s'apparente ainsi à la notion de subjectivité chez l'homme. Dans le cadre de la création de telles méthodes, il devient alors fondamental de réfléchir à la quantité critique d'apport de connaissance à partir de laquelle cette dernière devient prépondérante sur le contenu réel de l'image.

15.2.4 Finesse de l'analyse

Les éléments de connaissance pris en compte dans le cadre de ces travaux sont, de par leur nature géométrique ou topologique, susceptibles d'être modélisés de manière relativement simple sous la forme de champs scalaires, ou d'être interprétés directement dans le cadre des algorithmes employés. Globalement, ces éléments sont ainsi tous susceptibles d'être formalisés de manière plus ou moins directe, et donc utilisés de manière adéquate. Les éléments de connaissance ou les mécanismes de réflexion qui permettent à un expert humain de mener à bien l'analyse d'une image angiographique peuvent toutefois présenter une nature beaucoup plus complexe que ceux présentés ici. On peut alors s'interroger sur les limites liées à la finesse et à la richesse d'approches visant à intégrer des éléments de connaissance a priori. En particulier, il reste difficile de savoir s'il est actuellement possible ou s'il le sera un jour, de simuler un mécanisme de raisonnement aussi complexe et faisant intervenir autant de facteurs que celui d'un expert humain. Malgré l'existence de multiples domaines de recherche relatifs à l'apprentissage ou à la simulation de mécanismes de réflexion (systèmes experts, réseaux de neurones, logique floue, ...), il n'est pas encore possible de supposer que l'on puisse représenter et utiliser n'importe quel type de connaissance. Il reste ainsi encore difficile de situer la frontière entre la capacité d'analyse d'une méthode ou d'un outil logiciel et celle permise par un processus cognitif.

15.2.5 Limites psychologiques

La dernière limite sur laquelle il convient de s'interroger est une limite psychologique. On peut ainsi se demander jusqu'où un expert humain est prêt à accepter d'utiliser un outil de segmentation basé sur une méthodologie de raisonnement, sinon similaire à la sienne, du moins tendant à s'en approcher. Des outils plus classiques ne posent pas ce genre de problème dans la mesure où ils ont plutôt tendance, d'une part, à proposer des techniques de segmentation basées sur des concepts simples qui ne viennent pas concurrencer le système de réflexion de l'expert, et d'autre part, à pallier des problèmes tels que la difficulté à analyser des images volumineuses, qui par définition, sont insolubles par l'expert seul. Ils apparaissent ainsi comme des outils au service de l'expert. Des méthodes telles que celles proposées dans ces travaux, ou à plus forte raison, des méthodes poussant la méthodologie proposée plus avant, bien que restant au service de l'expert, peuvent néanmoins apparaître comme des systèmes venant concurrencer, voire contredire, son analyse en se basant sur des critères moins aisément compréhensibles. Dans la mesure où il est déjà dans la nature humaine de mettre en doute une opinion divergente de la sienne lorsque cette opinion émane d'un tiers, on peut s'interroger sur la capacité d'un expert humain à accepter de prendre en compte comme crédible l'avis d'un outil de segmentation basé sur un système d'analyse sophistiqué.

De la même manière, on peut s'interroger sur la capacité d'un patient à accepter qu'une partie de l'analyse menant à un éventuel diagnostic le concernant, soit laissée à la charge d'un outil de segmentation, si fiable et sophistiqué soit-il, même en supposant que ses résultats puissent être a posteriori confirmés ou infirmés par un expert humain. De ce point de vue, il est donc utile de réfléchir à la nécessité de développer des méthodes de segmentation basées sur des systèmes d'analyse et de raisonnement complexes, en regard du degré de confiance que nous sommes prêts à leur accorder, à plus forte raison dans un domaine où le coût de l'erreur peut s'évaluer en termes de diagnostic vital.

Chapitre 16

Perspectives

Ce chapitre présente les principales perspectives de recherche susceptibles de prolonger les travaux présentés dans ce manuscrit. La section 16.1 présente les perspectives de recherche relatives aux méthodes de segmentation, généralisant ou complétant les considérations proposées dans la section 14.4. La section 16.2 propose quelques pistes portant sur le développement des atlas vasculaires cérébraux et leur utilisation. La section 16.3 évoque finalement des perspectives de recherche concernant le développement de protocoles de validation des méthodes de segmentation des structures vasculaires, complétant la discussion entamée en section 14.5.

16.1 Vers des outils d'analyse d'images angiographiques intelligents

La réussite des premiers essais d'intégration d'éléments de connaissance anatomique dans les processus de segmentation d'images angiographiques menés dans ces travaux, tend à prouver qu'il est possible d'envisager, à terme, de développer des outils d'analyse des structures vasculaires relativement sophistiqués. Il est donc raisonnable de supposer que de tels outils puissent dépasser leur rôle actuel consistant essentiellement à pallier aux limites de capacité des radiologues (liées au temps disponible pour cette analyse et au volume des images acquises), pour proposer une analyse des images angiographiques, qui bien que n'ayant pas la prétention de se substituer à l'avis d'experts humains, pourrait leur permettre de disposer d'une seconde opinion venant confirmer la leur ou mettre en évidence des éléments qu'ils pourraient avoir omis.

Dans une telle optique, les outils de segmentation pourraient, en plus d'affiner la manière dont ils tirent parti d'éléments de connaissance, s'enrichir de phases de post-traitement des données segmentées, notamment en ce qui concerne l'étiquetage des vaisseaux ou la détection et la quantification de structures pathologiques. Il serait ainsi intéressant d'évaluer l'impact que pourrait avoir l'apport de connaissance a priori dans ces domaines également liés au concept d'aide au diagnostic.

Avant de travailler sur des méthodes venant en aval de la segmentation des données angiographiques, de nombreuses pistes restent toutefois à explorer concernant la segmentation elle-même. Les travaux décrits dans ce manuscrit n'ont ainsi fait que survoler les possibilités offertes par la méthodologie de segmentation proposée. De nombreux axes de recherche restent encore à explorer, parmi lesquels ceux touchant à la segmentation de structures vasculaires et non vasculaires dans le cadre de stratégies concurrentes ou concourantes. Il serait en effet regrettable de ne pas développer une telle thématique de recherche alors que certaines modalités d'acquisition d'images angiographiques sont, par définition, multimodales. La notion d'évolutivité des éléments de connaissance reste également à explorer. Ainsi, si les méthodes proposées dans ces travaux sont capables de tirer parti d'un ensemble de connaissance préalablement extrait et modélisé, elles ne sont pas encore en mesure de faire évoluer ces connaissances au cours de traitements successifs, et à plus forte raison d'en découvrir de nouvelles. Les méthodes déjà proposées ne sont ainsi pas encore capables d'acquérir de l'expérience au gré d'échecs ou de réussites successives. Il serait donc utile d'expérimenter, en plus des approches d'intégration de connaissance, d'autres approches liées à des thématiques d'apprentissage, ouvrant ainsi la voie au développement de stratégies liant étroitement des concepts de traitement d'images et d'intelligence artificielle.

La nature des éléments de connaissance pris en compte pourrait également faire l'objet d'une étude plus large. Tous les éléments considérés dans ces travaux portent essentiellement sur une connaissance relative à la nature anatomique des structures contenues dans l'image. Il serait probablement souhaitable d'inclure également des éléments de connaissance portant sur les propriétés physiques liées aux processus d'acquisition des images ou à la

nature physique et chimique des tissus visualisés. De tels éléments pourraient notamment être utilisés afin de mieux comprendre et analyser la nature du signal visualisé et ses éventuelles imperfections matérialisées sous forme de bruit, d'artefacts ou de pertes de signal.

Enfin, d'une manière plus générale la méthodologie de segmentation proposée dans ces travaux pourrait également être considérée pour la plupart des images médicales existantes. Si dans une certaine mesure, cela a déjà pu être fait pour quelques types d'images et d'organes, il serait en revanche intéressant de tenter d'appliquer une telle méthodologie au cas des données 3D+t, notamment obtenues en imagerie cardiaque, la dimensionnalité supérieure de telles données ouvrant des perspectives nouvelles quant à l'intégration de connaissance et à son utilisation.

16.2 Développement et utilisation d'atlas vasculaires

Au vu des travaux présentés dans ce manuscrit, la notion d'atlas vasculaire semble être valide dans le cadre d'une utilisation visant à guider des outils de segmentation d'images angiographiques du cerveau. La correction et l'utilité de tels atlas est notamment due à l'existence de nombreux invariants anatomiques inhérents à la forte corrélation entre les différentes structures du cerveau et les vaisseaux qui les alimentent. L'existence de tels invariants est probablement vérifiée pour d'autres organes. Il pourrait donc être envisageable de développer de tels atlas pour guider la segmentation de réseaux vasculaires autres que cérébraux. Dans de tels cas, la nature des relations entre les vaisseaux et les structures avoisinantes pourrait toutefois s'avérer différente. Il serait donc également important d'envisager de prendre en considération d'autres types d'invariants anatomiques et de modélisation que ceux développés dans ces travaux[1].

L'emploi d'atlas vasculaires dans le cadre de procédures de segmentation ne constitue toutefois pas la seule application possible de ces derniers. La représentation des différentes structures vasculaires, de leur organisation, de leurs relations et de leurs variations, n'a que très peu évolué depuis plusieurs siècles, se basant sur une description textuelle étayée de supports visuels prenant la forme de schémas ou de planches anatomiques. Ces descriptions sont souvent complexes et parfois incomplètes ou ambiguës dans leur présentation des différentes variations interindividus. L'utilisation d'atlas, notamment vasculaires, peut donc constituer une alternative à ce mode de description. De tels atlas pourraient en effet représenter de manière visuelle, donc débarrassée des difficultés de description et ambiguïtés inhérentes au langage naturel, les propriétés utiles à la compréhension de l'organisation des structures vasculaires et plus généralement anatomiques. Une telle représentation, étant par nature tridimensionnelle, permettrait par ailleurs de proposer une visualisation beaucoup plus réaliste qu'une planche anatomique. Le développement, durant ces dernières années, de techniques de réalité virtuelle, de visualisation et d'interaction 3D, pourrait par ailleurs permettre d'utiliser de tels atlas comme un support de travail efficace, notamment dans le cadre de l'apprentissage et de la pratique de la médecine. La création d'atlas vasculaires offre ainsi des perspectives de recherche probablement fructueuses sur un plan médical et à des fins pédagogiques.

16.3 Vers de nouveaux protocoles de validation

Comme il a été constaté dans la section 14.5, il n'existe pas de moyen permettant de mener à bien des validations complètement satisfaisantes concernant les méthodes de segmentation d'images angiographiques en général, et ARM en particulier. Les validations actuelles sont généralement accomplies en se basant sur des collections d'images préalablement segmentées de manière manuelle ou interactive, en utilisant des fantômes virtuels ou réels, ou en faisant évaluer les résultats obtenus par des experts. Ces solutions sont généralement coûteuses en temps et ne présentent pas nécessairement toutes les garanties de correction souhaitables. Ainsi, l'utilisation de fantômes, si elle permet de générer des images réelles et par conséquent de disposer d'une vérité terrain, pose le problème de l'adéquation entre cette vérité terrain et la nature des structures anatomiques qui doivent être segmentées. Le recours à des experts ou à la segmentation préalable des données, permet pour sa part de garantir un certain degré de crédibilité sans toutefois autoriser une validation aussi précise, complète et reproductible qu'en se référant à la réalité anatomique.

Cette impossibilité d'évaluer correctement et de manière unifiée les méthodes de segmentation d'images angiographiques interdit encore la réalisation d'études visant à comparer en toute objectivité les avantages et incon-

[1] À titre d'exemple, les réseaux vasculaires hépatiques, bien que présentant une structure très organisée sur le plan topologique et hiérarchique ne sont pas susceptibles de donner lieu à la création d'atlas tels que ceux présentés dans ces travaux. En effet, il n'existe que très peu d'éléments de connaissance portant sur une éventuelle relation entre les vaisseaux et le tissu hépatique. Dans une telle situation, et contrairement à ce qui a été proposé ici, une approche plus probabiliste que structurelle serait peut-être profitable.

vénients des différentes méthodes existantes. Elle constitue donc un frein au développement et à l'amélioration de ces dernières, de même qu'elle posera, à terme, un problème pour la validation finale d'outils avant leur utilisation en routine clinique.

L'ensemble des difficultés liées à la validation des méthodes de segmentation des structures vasculaires repose essentiellement sur l'absence de vérité terrain. En effet, l'existence d'une telle vérité terrain liée aux images angiographiques utilisées, permettrait de régler le problème du coût en temps et en énergie induit par le recours à des experts et la question du choix des critères pris en compte pour les validations, en autorisant une systématisation et une automatisation de celles-ci.

Il est à remarquer que l'imagerie angiographique, que ce soit en ARM ou en ATDMS repose sur le mouvement du sang, que celui-ci permette la diffusion d'un agent de contraste ou crée les conditions physiques requises pour l'acquisition correcte des images. La nature non statique des structures visualisées rend donc difficile, voire impossible, l'extraction d'une vérité terrain sur des patients vivants.

S'il n'est pas possible de mettre en évidence cette vérité terrain à partir d'images réelles de patients, le problème pourrait éventuellement être posé différemment, en le considérant du seul point de vue de la simulation et de la modélisation. La création d'une vérité terrain entièrement virtuelle, c'est-à-dire d'un modèle des propriétés anatomiques, physiques et chimiques du cerveau et du crâne humain, pourrait ainsi, en étant associée à la simulation des processus d'acquisition d'images angiographiques, permettre la mise en place de bases de données d'images simulées permettant de valider de manière unifiée n'importe quelle méthode de segmentation. La réalisation d'un tel projet si elle peut sembler irréaliste, de par son ampleur et sa multidisciplinarité, pourrait toutefois proposer des perspectives de recherche intéressantes, notamment en termes de modélisation des structures vasculaires et anatomiques (liée à la notion d'atlas), de simulation de fluides, de modélisation de processus physiques, de traitement et de synthèse d'images. Il n'est, par ailleurs, pas plus déraisonnable de considérer de telles solutions que de continuer à se satisfaire de protocoles de validation qui, par définition, ne sont pas à même de garantir la pertinence des résultats sur des critères complètement fiables.

L'ensemble de ces perspectives tend ainsi à démontrer que les travaux de recherche liés directement ou indirectement à la segmentation et à l'analyse des données angiographiques sont encore très loin d'être clos.

Bibliographie

[1] A.L. Alexander, B.E. Chapman, J.S. Tsuruda et D.L. Parker. « A median filter for 3D fast spin echo black blood images of cerebral vessels ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 43(2) :310–313, février 2000.

[2] S.R. Aylward et E. Bullit. « Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(2) :61–75, février 2002.

[3] S.R. Aylward, E. Bullit, S. Pizer et D. Eberly. « Intensity ridge and widths for tubular object segmentation and description ». Dans *Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis - MMBIA'96, Proceedings*, pages 131–138, San Francisco, Californie, États-Unis, 21-22 juin 1996. IEEE.

[4] G. Bertrand. « On *P*-simple points ». *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences. Série I, Mathématiques*, 321 :1077–1084, 1995.

[5] G. Bertrand. « A Boolean characterization of three-dimensional simple points ». *Pattern Recognition Letters*, 17(2) :115–124, février 1996.

[6] G. Bertrand et G. Malandain. « A new characterization of three-dimensional simple points ». *Pattern Recognition Letters*, 15(2) :169–175, février 1994.

[7] S. Beucher et F. Meyer. « The morphological approach to segmentation : The watershed transformation ». Dans E.R. Dougherty, éditeur, *Mathematical Morphology in Image Processing*, pages 433–481. Marcel Dekker, New York, 1992.

[8] P. Beylot, P. Gingins, P. Kalra, N. Magnenat-Thalmann, W. Maurel, D. Thalmann et J. Fasel. « 3D interactive topological modeling using visible human dataset ». *Computer Graphics Forum*, 15(3) :c33–c44, 1996.

[9] K. Bühler, P. Felkel et A. La Cruz. « Geometric methods for vessel visualization and quantification - A survey ». Rapport technique VRVis-2002-035, VRVis Center, Vienne, 2002.

[10] J. Bittoun, E. Bourroul, O. Jolivet, I. Idy-Peretti, E. Mousseaux, A. Tardivon et P. Peronneau. « High-precision MR velocity mapping by 3D Fourier phase encoding with a small number of encoding steps ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 29(5) :674–680, mai 1993.

[11] I. Bloch, C. Pellot, F. Sureda et A. Herment. « 3D reconstruction of blood vessels by multi-modality data fusion using fuzzy and Markovian modelling ». Dans N. Ayache, éditeur, *Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine - CVRMed'95, 1st International Conference, Proceedings*, volume 905 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 392–398, Nice, France, 3-6 avril 1995. Springer.

[12] I. Bloch, F. Sureda, C. Pellot et A. Herment. « Fuzzy modelling and fuzzy mathematical morphology applied to 3D reconstruction of blood vessels by multimodality data fusion ». Dans D. Dubois, R. Yager et H. Prade, éditeurs, *Fuzzy Set Methods in Information Engineering : A Guided Tour of Applications*, pages 93–110. John Wiley & Sons, New York, 1996.

[13] D. Bloomberg et L. Vincent. « Pattern matching using the blur hit-or-miss transform ». *Journal of Electronic Imaging*, 9(2) :140–150, décembre 2000.

[14] G. Borgefors. « Distance transformations in digital images ». *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 34(3) :344–371, juin 1986.

[15] M. Bosc. « *Contribution à la détection de changements dans les séquences IRM 3D multimodales* ». Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur, 2003.

[16] M. Bosc, F. Heitz et J.-P. Armspach. « Statistical atlas-based sub-voxel segmentation of 3D brain MRI ». Dans *International Conference on Image Processing - ICIP 2003, 10th International Conference, Proceedings*, volume 2, pages 1077–1080, Barcelone, Espagne, 14-17 septembre 2003. IEEE Signal Processing Society.

[17] M. Bosc, T. Vik, J.-P. Armspach et F. Heitz. « ImLib3D : An efficient, open source, medical image processing framework in C++ ». Dans R.E. Ellis et T.M. Peters, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2003, 6th International Conference, Proceedings, Part II*, volume 2879 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 981–982, Montréal, Canada, 15-18 novembre 2003. Springer.

[18] D.J. Bryant, J.A. Payne, D.N. Firmin et D.B. Longmore. « Measurement of flow with NMR imaging using a gradient pulse and phase difference technique ». *Journal of Computer Assisted Tomography*, 8(4) :588–593, août 1984.

[19] G. Bueno, O. Musse, F. Heitz et J.-P. Armspach. « Hybrid atlas-based and image-based approach for segmenting 3D brain MRIs ». Dans M. Sonka et K.M. Hanson, éditeurs, *Medical Imaging : Image Processing 2001, Proceedings*, volume 4322, pages 417–425, San Diego, Californie, États-Unis, 17-22 février 2001. SPIE.

[20] E. Bulitt, A. Liu, S. Aylward, M. Solys, J. Rosenman et S.M. Pizer. « Methods for displaying intracerebral vascular anatomy ». *American Journal of Neuroradiology*, 18(3) :417–420, mars 1997.

[21] A.J. Bulpitt et E. Berry. « Spiral CT of abdominal aneurysms : Comparison of segmentation with an automatic 3D deformable model and interactive segmentation ». Dans K.M. Hanson, éditeur, *Medical Imaging : Image Processing 1998, Proceedings*, volume 3338, pages 938–946, San Diego, Californie, États-Unis, 21-26 février 1998. SPIE.

[22] C.N. Chen et D.I. Hoult. *Biomedical Magnetic Resonance Technology*. IOP Publishing, 1989.

[23] H. Chen et J. Hale. « An algorithm for MR angiography image enhancement ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 33(4) :534–540, avril 1995.

[24] J. Chen et A.A. Amini. « Quantifying 3-D vascular structures in MRA images using hybrid PDE and geometric deformable models ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(10) :1251–1262, octobre 2004.

[25] J. Chen et A.A. Amini. « Quantifying vascular structures in MRA images using hybrid PDE and geometric deformable models ». Dans A.A. Amini et A. Manduca, éditeurs, *Medical Imaging : Physiology, Function, and Structure from Medical Images 2004, Proceedings*, volume 5369, pages 474–484, San Diego, Californie, États-Unis, 15-17 février 2004. SPIE.

[26] Z. Chen et S. Molloi. « Automatic 3D vascular tree construction in CT angiography ». *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 27(6) :469–479, novembre-décembre 2003.

[27] D. Chillet. « Mesure d'épaisseur pour les objets discrets tubulaires : application aux réseaux vasculaires ». Mémoire de Master, Université Jean Monnet, 2004.

[28] D. Chillet, J. Jomier, D. Cool et S. Aylward. « Vascular atlas formation using a vessel-to-image affine registration method ». Dans R.E. Ellis et T.M. Peters, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2003, 6th International Conference, Proceedings, Part I*, volume 2878 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 335–342, Montréal, Canada, 15-18 novembre 2003. Springer.

[29] D. Chillet, N. Passat, M.-A. Jacob-Da Col et J. Baruthio. « Thickness estimation of discrete tree-like tubular objects : Application to vessel quantification ». Dans H. Kalviainen, J. Parkkinen et A. Kaarna, éditeurs, *Scandinavian Conference on Image Analysis - SCIA'05, 14th Scandinavian Conference, Proceedings*, volume 3540 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 263–271, Joensuu, Finlande, 19-22 juin 2005. Springer.

[30] A.C.S. Chung et J.A. Noble. « Statistical 3D vessel segmentation using a Rician distribution ». Dans C. Taylor et A.C.F. Colchester, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'99, 2nd International Conference, Proceedings*, volume 1679 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 82–89, Cambridge, Royaume-Uni, 19-22 septembre 1999. Springer.

[31] A.C.S. Chung, J.A. Noble et P. Summers. « Fusing speed and phase information for vascular segmentation of phase contrast MR angiograms ». *Medical Image Analysis*, 6(2) :109–128, juin 2002.

[32] A.C.S. Chung, J.A. Noble et P. Summers. « Vascular segmentation of phase contrast magnetic resonance angiograms based on statistical mixture modeling and local phase coherence ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(12) :1490–1507, décembre 2004.

[33] A.C.S. Chung, J.A. Noble et P.E. Summers. « Fusing speed and phase information for vascular segmentation in phase contrast MR angiograms ». Dans S.L. Delp, A.M. DiGioia et B. Jaramaz, éditeurs, *Medical*

Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2000, 3rd International Conference, Proceedings, volume 1935 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 166–175, Pittsburgh, Pennsylvanie, États-Unis, 11-14 octobre 2000. Springer.

[34] A.C.S. Chung, J.A. Noble, P.E. Summers et M. Brady. « 3D vascular segmentation using MRA statistics and velocity field information in PC-MRA ». Dans M.F. Insana et R.M. Leahy, éditeurs, *Information Processing in Medical Imaging - IPMI 2001, 17th International Conference, Proceedings*, volume 2082 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 461–467, Davis, Californie, États-Unis, 18-22 juin 2001. Springer.

[35] H.E. Cline, C.L. Dumoulin, W.E. Lorensen, S.P. Souza et W.J. Adams. « Volume rendering and connectivity algorithms for MR angiography ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 18(2) :384–394, avril 1991.

[36] H.E. Cline, D.R. Thedens, P. Irarrazaval, C.H. Meyer, B.S. Hu, D.G. Nishimura et S. Ludke. « 3D MR coronary artery segmentation ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 40(5) :697–702, novembre 1998.

[37] H.E. Cline, D.R. Thedens, C.H. Meyer, D.G. Nishimura, T.K. Foo et S. Ludke. « Combined connectivity and a gray-level morphological filter in magnetic resonance coronary angiography ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 43(6) :892–895, juin 2000.

[38] J.L. Coatrieux, M. Garreau, R. Collorec et C. Roux. « Computer vision approaches for the three dimensional reconstruction of coronary arteries : Review and prospect ». *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 22(1) :1–38, janvier 1994.

[39] D. Coeurjolly. « *Algorithmique et géometrie discrète pour la caractérisation des courbes et des surfaces* ». Thèse de Doctorat, Université Lumière, 2002.

[40] D. Cool, D. Chillet, J. Kim et S. Aylward. « Tissue-based affine registration of brain images to form a vascular density atlas ». Dans R.E. Ellis et T.M. Peters, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2003, 6th International Conference, Proceedings, Part II*, volume 2879 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 9–15, Montréal, Canada, 15-18 novembre 2003. Springer.

[41] P.J.H. de Koning, J.A. Schaap, J.P. Janssen, J.J.M. Westenberg, R.J. van der Geest et J.H.C. Reiber. « Automated segmentation and analysis of vascular structures in magnetic resonance angiographic images ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 50(6) :1189–1198, décembre 2003.

[42] T. Deschamps. « *Curve and shape extraction with minimal path and level-sets techniques - Applications to 3D medical imaging* ». Thèse de Doctorat, Université Paris Dauphine, 2001.

[43] T. Deschamps et L.D. Cohen. « Fast extraction of tubular and tree 3D surfaces with front propagation methods ». Dans *International Conference on Pattern Recognition - ICPR 2002, 16th International Conference, Proceedings*, volume 1, pages 731–734, Québec, Canada, 11-15 août 2002. IEEE.

[44] T. Deschamps, L.D. Cohen et S.M. Ebeid. « Fast surface segmentation of 3D tree structures with front propagation methods ». Dans *Curves and Surfaces, 5th International Conference, Proceedings*, Saint-Malo, France, 27 juin-3 juillet 2002. AFA-SMAI.

[45] F. Djaoui. « *Quantification et systématisation 3D du débit sanguin cérébral à partir des images tomoscintigraphiques d'un traceur de perfusion à l'équilibre (HMPAO-TC^{99m}, ECD-TC^{99m})* ». Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur, 2003.

[46] P. Dokládal. « *Grey scale image segmentation : A topological approach* ». Thèse de Doctorat, Université de Marne La Vallée, 2001.

[47] P. Dokládal, C. Lohou, L. Perroton et G. Bertrand. « Liver blood vessels extraction by a 3-D topological approach ». Dans C. Taylor et A.C.F. Colchester, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'99, 2nd International Conference, Proceedings*, volume 1679 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 98–105, Cambridge, Royaume-Uni, 19-22 septembre 1999. Springer.

[48] P. Dokládal, C. Lohou, L. Perroton et G. Bertrand. « A new thinning algorithm and its application to extraction of blood vessels ». Dans *Modelling and Simulation in Biology, Medicine and Biomedical Engineering - BioMedSim'99, 1st Conference, Proceedings*, pages 32–37, Noisy-Le-Grand, France, 20-22 avril 1999.

[49] Y.P. Du. « *Improvement of small vessels visibility in three-dimensional time-of-flight magnetic resonance angiography* ». Thèse de Doctorat, University of Utah, 1995.

[50] Y.P. Du et D.L. Parker. « Vessel enhancement filtering in three-dimensional angiograms using long-range signal correlation ». Dans *ISMRM'95, 3rd Meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, Proceedings*, Nice, France, 19-25 août 1995. ISMRM.

[51] Y.P. Du et D.L. Parker. « Vessel enhancement filtering in three-dimensional MR angiography ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 5(3) :353–359, 1995.

[52] Y.P. Du et D.L. Parker. « Vessel enhancement filtering in three-dimensional angiograms using long-range signal correlation ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 7(2) :447–450, mars-avril 1997.

[53] C.L. Dumoulin et H.R. Hart. « Magnetic resonance angiography ». *Radiology*, 161(3) :717–720, 1986.

[54] C.L. Dumoulin, S.P. Souza, M.F. Walker et W. Wagle. « Three-dimensional phase contrast angiography ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 9(1) :139–149, janvier 1989.

[55] R.R. Edelman, D. Chien et D. Kim. « Fast selective black blood MR imaging ». *Radiology*, 181(3) :655–660, décembre 1991.

[56] R.R. Edelman, H.P. Mattle, D.J. Atkinson et H.M. Hoogewoud. « MR angiography ». *American Journal of Roentgenology*, 154(5) :937–946, mai 1990.

[57] H.H. Ehricke, K. Donner, W. Koller et W. Strasser. « Visualization of vasculature from volume data ». *Computers & Graphics*, 18(3) :395–406, 1994.

[58] T.C. Farrar et E.D. Becker. *Pulse and Fourier Transform NMR*. Academic Press, NewYork, 1971.

[59] P. Felkel. « Segmentation of vessels in peripheral CTA datasets ». Rapport technique VRVis-2000-008, VRVis Center, Vienne, 2000.

[60] P. Felkel, R. Wegenkittl et A. Kanitsar. « Vessel tracking in peripheral CTA datasets - An overview ». Dans *Spring Conference on Computer Graphics - SCCG 2001, 17th Conference, Proceedings*, pages 232–239, Budmerice, Slovaquie, 25-28 avril 2001. IEEE Computer Society.

[61] N. Flasque, M. Desvignes, J.M. Constans et M. Revenu. « Acquisition, segmentation and tracking of the cerebral vascular tree on 3D magnetic resonance angiography images ». *Medical Image Analysis*, 5(3) :173–183, septembre 2001.

[62] M.A. Foster et J.M.S. Hutchinson, éditeurs. *Practical NMR Imaging*. IRL Press, Oxford, 1987.

[63] S. Fourey et R. Malgouyres. « A concise characterization of 3D simple points ». *Discrete Applied Mathematics*, 125(1) :59–80, janvier 2003.

[64] A. Frangi. « *Three-dimensional model-based analysis of vascular and cardiac images* ». Thèse de Doctorat, University Medical Center Utrecht, 2001.

[65] A.F. Frangi, W.J. Niessen, R.M. Hoogeveen, T. van Walsum et M.A. Viergever. « Model-based quantitation of 3-D magnetic resonance angiographic images ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(10) :946–956, octobre 1999.

[66] A.F. Frangi, W.J. Niessen, R.M. Hoogeveen, T. van Walsum et M.A. Viergever. « Quantitation of vessel morphology from 3D MRA ». Dans C. Taylor et A.C.F. Colchester, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'99, 2nd International Conference, Proceedings*, volume 1679 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 358–367, Cambridge, Royaume-Uni, 19-22 septembre 1999. Springer.

[67] A.F. Frangi, W.J. Niessen, P.J. Nederkoorn, J. Bakker, W.P.T.M. Mali et M.A. Viergever. « Quantitative analysis of vascular morphology from 3D MR angiograms : In vitro and in vivo results ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 45(2) :311–322, février 2001.

[68] A.F. Frangi, W.J. Niessen, P.J. Nederkoorn, O.E.H. Elgersma et M. Viergever. « Three-dimensional model-based stenosis quantification of the carotid arteries from contrast-enhanced MR angiography ». Dans *Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis - MMBIA 2000, Proceedings*, pages 110–118, Hilton Head Island, Caroline du Sud, États-Unis, 11-12 juin 2000. IEEE.

[69] A.F. Frangi, W.J. Niessen, K.L. Vincken et M.A. Viergever. « Multiscale vessel enhancement filtering ». Dans W.M. Wells, A.C.F. Colchester et S. Delp, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'98, 1st International Conference, Proceedings*, volume 1496 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 130–137, Cambridge, Massachusetts, États-Unis, 11-13 octobre 1998. Springer.

[70] Y. Fridman, S.M. Pizer, S. Aylward et E. Bullit. « Segmenting 3D branching tubular structures using cores ». Dans R.E. Ellis et T.M. Peters, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2003, 6th International Conference, Proceedings, Part II*, volume 2879 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 570–577, Montréal, Canada, 15-18 novembre 2003. Springer.

[71] G. Gerig, O. Kübler, R. Kikinis et F.A. Jolesz. « Nonlinear anisotropic filtering of MRI data ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 11(2) :221–232, juin 1992.

[72] G. Gerig, T. Koller, G. Székely, C. Brechbühler et O. Kübler. « Symbolic description of 3-D structures applied to cerebral vessel tree obtained from MR angiography volume data ». Dans H.H. Barrett et A.F. Gmitro, éditeurs, *Information Processing in Medical Imaging - IPMI'93, 13th International Conference, Proceedings*, volume 687 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 94–111, Flagstaff, Arizona, États-Unis, 14-18 juin 1993. Springer.

[73] G. Gerig, T.M. Koller, G. Székely, C. Brechbühler et O. Kübler. « Segmentation and symbolic description of cerebral vessel structure based on MR angiography volume data ». Dans *Computer Assisted Radiology and Surgery - CARS'93, 7th International Congress and Exhibition, Proceedings*, pages 359–365, 1993.

[74] R. Gonzalez et R. Woods. *Digital Image Processing*. Prentice Hall, 2e édition, 2002.

[75] J. Goutsias et S. Batman. « Morphological methods for biomedical image analysis ». Dans J.M. Fitzpatrick et M. Sonka, éditeurs, *Handbook of Medical Imaging*, volume 3, pages 175–272. SPIE Optical Engineering Press, 1999.

[76] J. Goutsias et H. Heijmans, éditeurs. *Fundamenta Morphologicae Mathematicae*, volume 41 de *Fundamenta Informaticae*. IOS Press, 2000.

[77] H.J.A.M. Heijmans. *Morphological Image Operators*. Academic Press, Boston, 1994.

[78] M. Hernández-Hoyos. « *Segmentation anisotrope 3D pour la quantification en imagerie vasculaire par résonance magnétique* ». Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2002.

[79] M. Hernández-Hoyos, A. Anwander, M. Orkisz, J.-P. Roux, P. Douek et I.E. Magnin. « A deformable vessel model with single point initialization for segmentation, quantification and visualization of blood vessels in 3D MRA ». Dans S.L. Delp, A.M. DiGioia et B. Jaramaz, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2000, 3rd International Conference, Proceedings*, volume 1935 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 735–745, Pittsburgh, Pennsylvanie, États-Unis, 11-14 octobre 2000. Springer.

[80] M. Hernández-Hoyos, M. Orkisz, J.P. Roux, I.E. Magnin et P.C. Douek. « Maracas (MAgnetic Resonance Angiography Computer ASsisted analysis) : An interactive software for visualization and analysis of blood vessels in 3D MRA providing automatic quantification of the arterial stenosis ». Dans *InfoRAD RSNA, 86th Scientific Assembly and Annual Meeting of the Radiological Society of North America, Book of Abstracts*, page 700, Chicago, Illinois, États-Unis, 26 novembre-1er décembre 2000. RSNA.

[81] M. Hernández-Hoyos, M.M. Orkisz, J.P. Roux et P. Douek. « Inertia based vessel axis extraction and stenosis quantification in 3D MRA images ». Dans H.U. Lemke, M.W. Vannier, K. Inamura et A.G. Farman, éditeurs, *Computer Assisted Radiology and Surgery - CARS'99, 13th International Congress and Exhibition, Proceedings*, volume 1191 de *International Congress Series*, pages 189–193, Paris, France, 23-26 juin 1999. Elsevier.

[82] W.E. Higgins, W.J.T. Spyra, R.A. Karwoski et E.L. Ritman. « System for analyzing high-resolution three dimensional coronary angiograms ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(3) :377–385, septembre 1996.

[83] R.M. Hoogeveen, C.J.G. Bakker, W. Mali et M.A. Viergever. « Vessel diameter measurement in TOF and PC angiography : A need for standardization ? ». Dans *ISMRM'97, 5th Meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, Proceedings*, page 1847, Vancouver, Canada, 12-18 avril 1997. ISMRM.

[84] R.M. Hoogeveen, C.J.G. Bakker et M.A. Viergever. « Limits to the accuracy of vessel diameter measurement in MR angiography ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 8(6) :1228–1235, novembre-décembre 1998.

[85] S.L. Horowitz et T. Pavlidis. « Picture segmentation by a tree traversal algorithm ». *Journal of the Association for Computing Machinery*, 23(2) :368–388, avril 1976.

[86] X. Hu, N. Alperin, D.N. Levin, K.K. Tan et M. Mengeot. « Visualization of MR angiographic data with segmentation and volume-rendering techniques ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 1(5) :539–546, septembre 1992.

[87] C. Kirbas et F. Quek. « A review of vessel extraction techniques and algorithms ». *ACM Computing Surveys*, 36(2) :81–121, juin 2004.

[88] U. Klose, D. Petersen et J. Martos. « Tracking of cerebral vessels in MR angiography after highpass filtering ». *Magnetic Resonance Imaging*, 13(1) :45–51, 1995.

[89] S. Kobashi, Y. Hata, Y. Tokimoto et M. Ishikawa. « Automatic segmentation of blood vessels from MR angiography volume data by using fuzzy logic technique ». Dans K.M. Hanson, éditeur, *Medical Imaging : Image Processing 1999, Proceedings*, volume 3661, pages 968–976, San Diego, Californie, États-Unis, 20-26 février 1999. SPIE.

[90] S. Kobashi, N. Kamiura, Y. Hata et F. Miyawaki. « Volume-quantization-based neural network approach to 3D MR angiography image segmentation ». *Image and Vision Computing*, 19(4) :185–193, mars 2001.

[91] T. Koller. « *From data to information : Segmentation, description and analysis of the cerebral vascularity* ». Thèse de Doctorat, Swiss Federal Institute of Technology, 1995.

[92] T. Koller, G. Gerig, G. Székely et D. Dettwiller. « Multiscale detection of curvilinear structures in 2-D and 3-D image data ». Dans *International Conference on Computer Vision - ICCV'95, 5th International Conference, Proceedings*, pages 864–869, Cambridge, Massachusetts, États-Unis, 20-23 juin 1995. IEEE Computer Society.

[93] T.Y. Kong et A. Rosenfeld. « Digital topology : Introduction and survey ». *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 48(3) :357–393, décembre 1989.

[94] J.G. Koritké et H. Sick. *Atlas de Coupes Sériées du Corps Humain. Vol. 1 : Tête, Cou, Thorax*. Urban & Schwarzenberg, Munich-Vienne-Baltimore, 1982.

[95] J.G. Koritké et H. Sick. *Atlas of Sectional Human Anatomy. Frontal, Sagittal, and Horizontal Planes*. Urban & Schwarzenberg, Munich-Vienne-Baltimore, 2^{e} édition, 1982.

[96] K. Krissian, G. Malandain et N. Ayache. « Directional anisotropic diffusion applied to segmentation of vessels in 3D images ». Rapport de Recherche RR-3064, INRIA, Sophia Antipolis, 1996.

[97] K. Krissian, G. Malandain et N. Ayache. « Directional anisotropic diffusion applied to segmentation of vessels in 3D images ». Dans B.M. ter Haar Romeny, L. Florack, J.J. Koenderink et M.A. Viergever, éditeurs, *Scale-Space Theory for Computer Vision - Scale-Space'97, 1st International Conference, Proceedings*, volume 1252 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 345–348, Utrecht, Pays-Bas, 2-4 juillet 1997. Springer.

[98] K. Krissian, G. Malandain et N. Ayache. « Model-based multiscale detection and reconstruction of 3D vessels ». Rapport de Recherche RR-3442, INRIA, Sophia Antipolis, 1998.

[99] K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant et Y. Trousset. « Model-based multiscale detection of 3D vessels ». Dans *Computer Vision and Pattern Recognition - CVPR'98, 17th International Conference, Proceedings*, pages 722–727, Santa Barbara, Californie, États-Unis, 23-25 juin 1998. IEEE Computer Society.

[100] K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant et Y. Trousset. « Model-based multiscale detection of 3D vessels ». Dans B. Vemuri, éditeur, *Workshop on Biomedical Image Analysis - WBIA'98, Proceedings*, pages 202–208, Santa Barbara, Californie, États-Unis, 26-27 juin 1998. IEEE Computer Society.

[101] K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant et Y. Trousset. « Model based detection of tubular structures in 3D images ». Rapport de Recherche RR-3736, INRIA, Sophia Antipolis, 1999.

[102] K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant et Y. Trousset. « Model-based detection of tubular structures in 3D images ». *Computer Vision and Image Understanding*, 80(2) :130–171, novembre 2000.

[103] K. Krissian, C.-F. Westin et R. Kikinis. « Fast and automatic vessel centerline detection for MRA ». Dans *ISMRM'02, 10th Meeting of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine, Proceedings*, Honolulu, Hawaï, États-Unis, 18-24 mai 2002. ISMRM.

[104] G.A. Laub et W.A. Kaiser. « MR angiography with gradient motion rephasing ». *Journal of Computer Assisted Tomography*, 12 :377–382, 1988.

[105] T. Lei, J.K. Udupa, P.K. Saha et D. Odhner. « Artery-vein separation via MRA - An image processing approach ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(8) :689–703, août 2001.

[106] W. Li, E.J. Gussenhoven, Y. Zhong, S.H. The, H. Pieterman, H. van Urk et K. Bom. « Temporal averaging for quantification of lumen dimensions in intravascular ultrasound images ». *Ultrasound in Medicine and Biology*, 20(2) :117–122, février 1994.

[107] W. Lin, E.M. Haacke, T.J. Masaryk et A.S. Smith. « Automated local maximum-intensity projection with three dimensional vessel tracking ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2(5) :519–526, septembre-octobre 1992.

[108] C. Lorenz, I.-C. Carlsen, T.M. Buzug, C. Fassnacht et J. Weese. « Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images ». Dans J. Troccaz, W.E.L. Grimson et R. Mösges, éditeurs, *Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine and Medical Robotics and Computer-Assisted Surgery - CVRMed-MRCAS'97, 1st Joint Conference, Proceedings*, volume 1205 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 233–242, Grenoble, France, 19-22 mars 1997. Springer.

[109] C. Lorenz, I.-C. Carlsen, T.M. Buzug, C. Fassnacht et J. Weese. « A multi-scale line segmentation with automatic scale selection based on the Hessian matrix for medical image segmentation ». Dans B.M. ter Haar Romeny, L. Florack, J.J. Koenderink et M.A. Viergever, éditeurs, *Scale-Space Theory for Computer Vision - Scale-Space'97, 1st International Conference, Proceedings*, volume 1252 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 152–163, Utrecht, Pays-Bas, 2-4 juillet 1997. Springer.

[110] L.M. Lorigo, O. Faugeras, W.E.L. Grimson, R. Keriven, R. Kikinis, A. Nabavi et C.-F. Westin. « Codimension-two geodesic active contours for the segmentation of tubular structures ». Dans *Computer Vision and Pattern Recognition - CVPR 2000, 19th International Conference, Proceedings*, volume 1, pages 444–451, Hilton Head Island, Caroline du Sud, États-Unis, 13-15 juin 2000. IEEE.

[111] L.M. Lorigo, O.D. Faugeras, W.E.L. Grimson, R. Keriven, R. Kikinis, A. Nabavi et C.-F. Westin. « CURVES : Curve evolution for vessel segmentation ». *Medical Image Analysis*, 5(3) :195–206, septembre 2001.

[112] L.M. Lorigo, O.D. Faugeras, W.E.L. Grimson, R. Keriven, R. Kikinis et C.-F. Westin. « Co-dimension 2 geodesic active contours for MRA segmentation ». Dans A. Kuba, M. Sámal et A. Todd-Pokropek, éditeurs, *Information Processing in Medical Imaging - IPMI'99, 16th International Conference, Proceedings*, volume 1613 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 126–139, Visegrád, Hongrie, 28 juin-2 juillet 1999. Springer.

[113] N. Magnenat-Thalmann et F. Cordier. « Construction of a human topological model from medical data ». *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 4(2) :137–143, juin 2000.

[114] G. Marchal, D. Vandermeulen, H. Bosmans, D. Delaere, P. Suetens et A. Baert. « A three-dimensional line filter for improved visualization of MRA ». Dans *RSNA'90, 76th Scientific Assembly and Annual Meeting of the Radiological Society of North America, Book of Abstracts*, volume 177, page 269, Chicago, Illinois, États-Unis, 25-30 novembre 1990. RSNA.

[115] Y. Masutani, T. Kurihara, M. Suzuki et T. Dohi. « Quantitative vascular shape analysis for 3D MR-angiography using mathematical morphology ». Dans N. Ayache, éditeur, *Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine - CVRMed'95, 1st International Conference, Proceedings*, volume 905 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 449–454, Nice, France, 3-6 avril 1995. Springer.

[116] Y. Masutani, K. Masamune et T. Dohi. « Region-growing based feature extraction algorithm for tree-like objects ». Dans K.H. Höhne et R. Kikinis, éditeurs, *Visualization in Biomedical Computing - VBC'96, 4th International Conference, Proceedings*, volume 1131 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 161–171, Hambourg, Allemagne, 22-25 septembre 1996. Springer.

[117] F. Meyer. « Un algorithme optimal de ligne de partage des eaux ». Dans *Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle - AFCET-RFIA, 8^e Congrès, Proceedings*, pages 847–857, Lyon, France, novembre 1991.

[118] P.G. Morris. *Nuclear Magnetic Resonance in Medicine and Biology*. Clarendon Press, Oxford, 1987.

[119] O. Musse, F. Heitz et J.-P. Armspach. « Fast deformable matching of 3D images over multiscale nested subspaces. Application to atlas-based MRI segmentation ». *Pattern Recognition*, 36(8) :1881–1899, 2003.

[120] B. Naegel. « *Segmentation des organes de l'abdomen par des critères topologiques et morphologiques* ». Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur, 2004.

[121] B. Naegel, C. Ronse et L. Soler. « Segmentation automatique de l'entrée de la veine porte dans le foie par application de la transformée en tout-ou-rien en niveaux de gris ». Dans *ORASIS 2003, Proceedings*, pages 33–37, Gérardmer, France, 19-23 mai 2003.

[122] B. Naegel, C. Ronse et L. Soler. « Using grey-scale hit-or-miss transform for segmenting the portal network of the liver ». Dans C. Ronse, L. Najman et É. Decencière, éditeurs, *Mathematical Morphology : 40 years on. Proceedings of the 7th International Symposium on Mathematical Morphology*, volume 30 de *Computational Imaging and Vision*, pages 429–440, Paris, France, 18-20 avril 2005. Springer SBM.

[123] M. Niethammer, A.N. Stein, W.D. Kalies, P. Pilarczyk, K. Mischaikow et A. Tannenbaum. « Analysis of blood vessel topology by cubical homology ». Dans *International Conference on Image Processing - ICIP 2002, 9th International Conference, Proceedings*, volume 2, pages 969–972, Rochester, New York, États-Unis, 22-25 septembre 2002. IEEE Signal Processing Society.

[124] D. Nishimura, A. Macovski et J. Pauly. « Magnetic resonance angiography ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 5(3) :140–151, septembre 1986.

[125] V. Noblet, C. Heinrich, F. Heitz et J.-P. Armspach. « A topology preserving non-rigid registration method using a symmetric similarity function - Application to 3-D brain images ». Dans T. Pajdla et J. Matas, éditeurs, *European Conference on Computer Vision - ECCV 2004, 8th European Conference, Proceedings, Part III*, volume 3023 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 546–557, Prague, République Tchèque, 11-14 mai 2004. Springer.

[126] V. Noblet, C. Heinrich, F. Heitz et J.-P. Armspach. « 3D deformable image registration : A topology preservation scheme based on hierarchical deformation models and interval analysis optimization ». *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(5) :553–566, mai 2005.

[127] J. Nolte. « *The Human Brain - An Introduction to its Functional Anatomy* », Chapitre 6, pages 119–145. Elsevier Science, 2001.

[128] H.J. Noordmans et A.W.M. Smeulders. « High accuracy tracking of 2D/3D curved line-structures by consecutive cross section matching ». *Pattern Recognition Letters*, 19(1) :97–111, mai 1998.

[129] I. Nyström et Ö. Smedby. « New presentation method for magnetic resonance angiography images based on skeletonization ». Dans S.K. Mun, éditeur, *Medical Imaging : Image Display and Visualization 2000, Proceedings*, volume 3976, pages 515–522, San Diego, Californie, États-Unis, 12-18 février 2000. SPIE.

[130] S.D. Olabarriaga, M. Breeuwer et W.J. Niessen. « Minimum cost path algorithm for coronary artery central axis tracking in CT images ». Dans R.E. Ellis et T.M. Peters, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2003, 6th International Conference, Proceedings, Part II*, volume 2879 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 687–694, Montréal, Canada, 15-18 novembre 2003. Springer.

[131] M.M. Orkisz, C. Bresson, I.E. Magnin, O. Champin et P.C. Douek. « Improved vessel visualization in MR angiography by nonlinear anisotropic filtering ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 37(6) :914–919, juin 1997.

[132] K. Palágyi et A. Kuba. « A 3D 6-subiteration thinning algorithm for extracting medial lines ». *Pattern Recognition Letters*, 19(7) :613–627, mai 1998.

[133] N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio et J.-P. Armspach. « Automatic parameterization of grey-level hit-or-miss operators for brain vessel segmentation ». Dans *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing - ICASSP'05, 30th International Conference, Proceedings*, volume 2, pages 737–740, Philadelphie, Pennsylvanie, États-Unis, 18-23 mars 2005. IEEE Signal Processing Society.

[134] N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach, M. Bosc et J. Foucher. « Using multimodal MR data for segmentation and topology recovery of the cerebral superficial venous tree ». Dans G. Bebis *et al.*, éditeur, *International Symposium on Visual Computing - ISVC'05, 1st International Symposium, Proceedings*, volume 3804 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 60–67, Lake Tahoe, Nevada, États-Unis, 5-7 décembre 2005. Springer.

[135] N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach et J. Foucher. « Using watershed and multimodal data for vessel segmentation : Application to the superior sagittal sinus ». Dans C. Ronse, L. Najman et É. Decencière, éditeurs, *Mathematical Morphology : 40 years on. Proceedings of the 7th International Symposium on Mathematical Morphology*, volume 30 de *Computational Imaging and Vision*, pages 419–428, Paris, France, 18-20 avril 2005. Springer SBM.

[136] N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach et C. Maillot. « Magnetic resonance angiography : From anatomical knowledge modeling to vessel segmentation ». En révision pour Medical Image Analysis.

[137] N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach et C. Maillot. « Cerebral vascular atlas generation for anatomical knowledge modeling and segmentation purpose ». Dans C. Schmid, S. Soatto et C. Tomasi, éditeurs, *Computer Vision and Pattern Recognition - CVPR'05, 23rd International Conference, Proceedings*, volume 2, pages 331–337, San Diego, Californie, États-Unis, 20-26 juin 2005. IEEE Computer Society.

[138] N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach, C. Maillot et C. Jahn. « Atlas-based method for segmentation of cerebral vascular trees from phase-contrast magnetic resonance angiography ». Dans J.M. Fitzpatrick et M. Sonka, éditeurs, *Medical Imaging : Image Processing 2004, Proceedings*, volume 5370, pages 420–431, San Diego, Californie, États-Unis, 16-19 février 2004. SPIE.

[139] N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach, C. Maillot et C. Jahn. « Region-growing segmentation of brain vessels : An atlas-based automatic approach ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 21(6) :715–725, juin 2005.

[140] L.R. Pelc, N.J. Pelc, S.C. Rayhill, L.J. Castro, G.H. Glover, R.J. Herfkens, D.C. Miller et R.B. Jeffrey. « Arterial and venous blood flow noninvasive quantitation with MR imaging ». *Radiology*, 185(3) :809–812, décembre 1992.

[141] C. Pellot, I. Bloch, A. Herment et F. Sureda. « An attempt to 3D reconstruct vessel morphology from X-ray projections and intravascular ultrasounds modeling and fusion ». *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 20(3) :141–151, mai-juin 1996.

[142] M.R. Prince, E. Yucel, J. Kaufman, D.C. Harrisson et S.C. Geller. « Dynamic gadolinium-enhanced three-dimensional abdominal MR arteriography ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 3(6) :877–881, novembre-décembre 1993.

[143] V. Prinet, O. Monga, C. Ge, X.S. Loa et S. Ma. « Thin network extraction in 3D images : Application to medical angiograms ». Dans *International Conference on Pattern Recognition - ICPR'96, 13th International Conference, Proceedings*, volume 3, pages 386–390, Vienne, Autriche, 25-30 août 1996. IEEE.

[144] V. Prinet, O. Monga et J.M. Rocchisani. « Multi-dimensional vessel extraction using crest lines ». Dans *Engineering in Medicine and Biology, 19th Annual International Conference, Proceedings*, volume 1, pages 393–394, Chicago, Illinois, États-Unis, 30 octobre-2 novembre 1997. IEEE.

[145] V. Prinet, J.M. Rocchisani et O. Monga. « Vessel representation in 2D and 3D angiograms ». Dans *Computer Assisted Radiology and Surgery - CARS'97, 11th International Congress and Exhibition, Proceedings*, pages 240–245, 1997.

[146] P. Reuzé, J.L. Coatrieux, L.M. Luo et J.L. Dillenseger. « A 3-D moment based approach for blood vessel detection and quantification in MRA ». *Technology and Health Care*, 1(2) :181–188, 1993.

[147] J.P. Reveillès. « Combinatorial pieces in digital lines and planes ». Dans R.A. Melter, A.Y. Wu, F.L. Bookstein et W.D.K. Green, éditeurs, *Vision Geometry IV, Proceedings*, volume 2573, pages 23–34, San Diego, Californie, États-Unis, 13-14 juillet 1995. SPIE.

[148] P. Rinck, éditeur. *Introduction to Magnetic Resonance in Medicine*. Blackwell Scientific Publications, 1993.

[149] G.D. Robin, D.S. Paik, P.C. Johnston et S. Napel. « Measurements of the aorta and its branches with helical CT ». *Radiology*, 206(3) :823–829, mars 1999.

[150] C. Ronse. « A lattice-theoretical morphological view on template extraction in images ». *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 7(3) :273–295, septembre 1996.

[151] H. Rouvière et A. Delmas. *Anatomie Humaine : Descriptive, Topographique et Fonctionnelle*. Masson, 2002.

[152] P.M. Ruggieri, G.A. Laub, T.J. Masaryk et M.T. Modic. « Intracranial circulation : Pulse sequence considerations in three dimensional MR angiography ». *Radiology*, 171(3) :785–791, juin 1989.

[153] M. Sabry, C.B. Sites, A.A. Farag, S. Hushek et T. Moriarty. « A fast automatic method for 3D volume segmentation of the human cerebrovascular ». Dans M.W. Vannier, K. Inamura, A.G. Farman, K. Doi, J.H.C. Reiber et H.U. Lemke, éditeurs, *Computer Assisted Radiology and Surgery - CARS 2002, 16th International Congress and Exhibition, Proceedings*, Paris, France, 26-29 juin 2002.

[154] M. Sabry, C.B. Sites, A.A. Farag, S. Hushek et T. Moriarty. « Statistical cerebrovascular segmentation for phase-contrast MRA data ». Dans *International Conference on Biomedical Engineering, 11th International Conference, Proceedings*, pages 32–37, Égypte, décembre 2002.

[155] M. Sabry-Hassouna, A.A. Farag, S. Hushek et T. Moriarty. « Statistical-based approach for extracting 3D blood vessels from TOF-MyRA data ». Dans R.E. Ellis et T.M. Peters, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2003, 6th International Conference, Proceedings, Part I*, volume 2878 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 680–687, Montréal, Canada, 15-18 novembre 2003. Springer.

[156] D. Saloner, W.A. Hanson, J.S. Tsuruda, R. van Tyen, C.M. Anderson et R.E. Lee. « Application of connected-voxel algorithm to MR angiographic data ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 1(4) :423–430, juillet-août 1991.

[157] A.R. Sanderson, E. Cohen, T.C. Henderson et D.L. Parker. « Vascular models : From raw data to geometric models ». Dans *Applications of Computer Vision in Medical Image Processing, Proceedings*, Spring Symposium Series, Stanford, Californie, États-Unis, mars 1994. AAAI.

[158] A.R. Sanderson, D.L. Parker et T.C. Henderson. « Simultaneous segmentation of MR and X-ray angiograms for visualization of cerebral vascular anatomy ». Dans M.A. Viergever, éditeur, *International Conference on Volume Image Processing - VIP'93, 4th International Conference, Proceedings*, pages 11–14, Utrecht, Pays-Bas, 2-4 juin 1993. SCVR.

[159] Y. Sato, S. Nakajima, H. Atsumi, T. Koller, G. Gerig, S. Yoshida et R. Kikinis. « 3D multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images ». Dans J. Troccaz, W.E.L. Grimson et R. Mösges, éditeurs, *Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine and Medical Robotics and Computer-Assisted Surgery - CVRMed-MRCAS'97, 1st Joint Conference, Proceedings*, volume 1205 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 213–222, Grenoble, France, 19-22 mars 1997. Springer.

[160] Y. Sato, S. Nakajima, N. Shiraga, H. Atsumi, S. Yoshida, T. Koller, G. Gerig et R. Kikinis. « Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images ». *Medical Image Analysis*, 2(2) :143–168, juin 1998.

[161] R.B. Schwartz, K.M. Jones, D.M. Chernoff, S.K. Mukherji, R. Khorasani, H.M. Tice, R. Kikinis, S.M. Hooton, P.E. Stieg et J.F. Polak. « Common carotid artery bifurcation : Evaluation with spiral CT ». *Radiology*, 185(2) :513–519, novembre 1992.

[162] D. Selle, B. Preim, A. Schenk et H.-O. Peitgen. « Analysis of vasculature for liver surgical planning ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(11) :1344–1357, novembre 2002.

[163] D. Selle, W. Spindler, B. Preim et H.-O. Peitgen. « Mathematical methods in medical imaging : Analysis of vascular structures for liver surgery planning ». Dans Engquist et Schmid, éditeurs, *Mathematics Unlimited 2001 and Beyond*, pages 1039–1059. Springer, 2001.

[164] P. Soille. « Advances in the analysis of topographic features on discrete images ». Dans A. Braquelaire, J.-O. Lachaud et A. Vialard, éditeurs, *Discrete Geometry for Computer Imagery - DGCI'02, 10th International Conference, Proceedings*, volume 2301 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 175–186, Bordeaux, France, 3-5 avril 2002. Springer.

[165] P. Soille. *Morphological Image Analysis : Principles and Applications*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2^{e} édition, 2003.

[166] L. Soler. « *Une nouvelle méthode de segmentation des structures anatomiques : application aux angioscanners 3D du foie pour la planification chirurgicale* ». Thèse de Doctorat, Université d'Orsay, 1999.

[167] L. Soler, H. Delingette, G. Malandain, J. Montagnat, N. Ayache, J.M. Clément, C. Koehl, O. Dourthe, D. Mutter et J. Marescaux. « Fully automatic anatomical, pathological and functional segmentation from CT scans for hepatic surgery ». Dans K.M. Hanson, éditeur, *Medical Imaging : Image Processing 2000 Proceedings*, volume 3979, pages 246–255, San Diego, Californie, États-Unis, 12-18 février 2000. SPIE.

[168] E. Sorantin, C. Halmai, B. Erdohelyi, K. Palágyi, L.G. Nyul, K. Olle, B. Geiger, F. Lindbichler, G. Friedrich et K. Kiesler. « Spiral-CT-based assessment of tracheal stenoses using 3D skeletonization ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(3) :263–273, mars 2002.

[169] D.G. Stark, éditeur. *Magnetic Resonance Imaging*. Mosby, 1988.

[170] C. Steger. « An unbiased detector of curvilinear structures ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(2) :113–125, février 1998.

[171] P.E. Summer, A.H. Bahlearo et D.J. Hawkes. « Multiresolution model-based segmentation of MR angiograms ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 7(6) :950–957, novembre-décembre 1997.

[172] Y. Sun et D.L. Parker. « Performance analysis of maximum intensity projection for display of MRA data ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(12) :1154–1169, décembre 1999.

[173] Y. Sun et D.L. Parker. « Small vessel enhancement in MRA images using local maximum mean processing ». *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(11) :1687–1699, novembre 2001.

[174] J.S. Suri, K. Liu, L. Reden et S. Laxminarayan. « A review on MR vascular image processing algorithms : Acquisition and prefiltering : Part I ». *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 6(4) :324–337, décembre 2002.

[175] J.S. Suri, K. Liu, L. Reden et S. Laxminarayan. « A review on MR vascular image processing : Skeleton versus nonskeleton approaches : Part II ». *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 6(4) :338–350, décembre 2002.

[176] J.S. Suri, K. Liu, L. Reden et S. Laxminarayan. « White and black blood volumetric angiographic filtering : Ellipsoidal scale-space approach ». *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 6(2) :142–158, juin 2002.

[177] G. Székely, G. Gerig, T. Koller, C. Brechbühler et O. Kübler. « Analysis of MR angiography volume data leading to the structural description of the cerebral vessel tree ». Dans D. Chetverikov et W.G. Kropatsch, éditeurs, *Computer Analysis of Images and Patterns - CAIP'93, 5th International Conference, Proceedings*, volume 719 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 687–692, Budapest, Hongrie, 13-15 septembre 1993. Springer.

[178] G. Székely, T. Koller, R. Kikinis et G. Gerig. « Structural description and combined 3-D display for superior analysis of cerebral vascularity from MRA ». Dans L. Beolchi et M.H. Kuhn, éditeurs, *Medical Imaging - Analysis of Multimodality 2D/3D Images*, volume 19 de *Studies in Health Technology and Informatics*, pages 183–194. IOS Press, 1995.

[179] A.J. Thrust, D.E. Bonnett, M.R. Elliott, S.S. Kubob et D.H. Evans. « An evaluation of the potential and limitations of three-dimensional reconstructions from intravascular ultrasound images ». *Ultrasound in Medicine and Biology*, 23(3) :437–445, mars 1997.

[180] X. Tizon et Ö. Smedby. « Segmentation with gray-scale connectedness can separate arteries and veins in MRA ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 15(4) :438–445, avril 2002.

[181] C. Toumoulin, C. Boldak, J.L. Dillenseger, J.L. Coatrieux et Y. Rolland. « Fast detection and characterization of vessels in very large 3-D data sets using geometrical moments ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46(5) :604–606, mai 2001.

[182] C.M. van Bemmel, L. Spreeuwers, M.A. Viergever et W.J. Niessen. « Level-set based carotid artery segmentation for stenosis grading ». Dans T. Dohi et R. Kikinis, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2002, 5th International Conference, Proceedings, Part II*, volume 2489 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 36–43, Tokyo, Japon, 25-28 septembre 2002. Springer.

[183] C.M. van Bemmel, L.J. Spreeuwers, M.A. Viergever et W.J. Niessen. « Level-set based artery-vein separation in blood pool agent CE-MR angiograms ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(10) :1224–1234, octobre 2003.

[184] D. Vandermeulen, D. Delaere, P. Suetens, H. Bosmans et G. Marchal. « Local filtering and global optimization methods for 3-D magnetic resonance angiography image enhancement ». Dans R.A. Robb, éditeur, *Visualization in Biomedical Computing - VBC'92, 2nd International Conference, Proceedings*, volume 1808, pages 274–288, Chapel Hill, Caroline du Nord, États-Unis, juin 1992. SPIE.

[185] B. Verdonck. « *Segmentation, mesure et visualisation des vaisseaux sanguins à partir d'angiographies 3D par résonance magnétique et tomodensitométrie hélicoïdale* ». Thèse de Doctorat, École Nationale Supérieure des Télécommunications, 1996.

[186] B. Verdonck, I. Bloch, H. Maître, D. Vandermeulen, P. Suetens et G. Marchal. « Blood vessel segmentation and visualization in 3D MR and spiral CT angiography ». Dans *Computer Assisted Radiology and*

Surgery - CARS'95, 9th International Congress and Exhibition, 1995, Proceedings, pages 177–182. Springer Verlag, 1995.

[187] B. Verdonck, I. Bloch, H. Maître, D. Vandermeulen, P. Suetens et G. Marchal. « Accurate segmentation of blood vessels from 3D medical images ». Dans *International Conference on Image Processing - ICIP'96, 3rd International Conference, Proceedings*, volume 3, pages 311–314, Lausanne, Suisse, 16-19 septembre 1996. IEEE Signal Processing Society.

[188] T. Vik. « *Modèles statistiques d'apparences non gaussiens. Application à la création d'un atlas probabiliste de perfusion cérébrale en imagerie médicale* ». Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur, 2004.

[189] T. Vik, F. Heitz, I. Namer et J.-P. Armspach. « On the modeling, construction and evaluation of a probabilistic atlas of brain perfusion ». *NeuroImage*, 24(4) :1088–1098, février 2005.

[190] L. Vincent et P. Soille. « Watersheds in digital spaces : An efficient algorithm based on immersion simulations ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(6) :583–598, juin 1991.

[191] M. Watanabe, R. Kikinis et C.-F. Westin. « Level set-based integration of segmentation and computational fluid dynamics for flow correction in phase contrast angiography ». *Academic Radiology*, 10(12) :1416–1423, décembre 2003.

[192] F.W. Wehrli, A. Shimakawa, G.T. Gullberg et J.R. McFall. « Time of flight MR flow imaging : Selective saturation recovery with gradient refocusing ». *Radiology*, 160(3) :781–785, septembre 1986.

[193] S. Wesarg et E.A. Firle. « Segmentation of vessels : The corkscrew algorithm ». Dans J.M. Fitzpatrick et M. Sonka, éditeurs, *Medical Imaging : Image Processing 2004, Proceedings*, volume 5370, pages 1609–1620, San Diego, Californie, États-Unis, 16-19 février 2004. SPIE.

[194] J.J.M. Westenberg, R.J. van der Geerst, M.N.J.M. van der Linden, E.L. van Walsum, H.C. van Assen, A. de Roos, J. Vanderschoot et J.H.C. Reiber. « Vessel diameter measurements in gadolinium contrast enhanced three-dimensional MRA of peripheral arteries ». *Magnetic Resonance Imaging*, 18(1) :13–22, janvier 2000.

[195] M.H.F. Wilkinson, T. Wijbenga, G. de Vries et M.A. Westenberg. « Blood vessel segmentation using moving-window robust automatic threshold selection ». Dans *International Conference on Image Processing - ICIP 2003, 10th International Conference, Proceedings*, volume 2, pages 1093–1096, Barcelone, Espagne, 14-17 septembre 2003. IEEE Signal Processing Society.

[196] T.H. Williams, N. Gluhbegovic et J.Y. Jew. « Virtual Hospital (`http://www.vh.org`). Anatomie cérébrale (`http://www.vh.org/adult/provider/anatomy/BrainAnatomy/BrainAnatomy.html`) ».

[197] D.L. Wilson et J.A. Noble. « Segmentation of cerebral vessels and aneurysms from MR angiography data ». Dans J.S. Duncan et G. Gindi, éditeurs, *Information Processing in Medical Imaging - IPMI'97, 15th International Conference, Proceedings*, volume 1230 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 423–428, Poultney, Vermont, États-Unis, 9-13 juin 1997. Springer.

[198] D.L. Wilson et J.A. Noble. « An adaptive segmentation algorithm for time-of-flight MRA data ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(10) :938–945, octobre 1999.

[199] O. Wink, A.F. Frangi, B. Verdonck, M.A. Viergever et W.J. Niessen. « 3D MRA coronary axis determination using a minimum cost path approach ». *Magnetic Resonance in Medicine*, 47(6) :1169–1175, juin 2002.

[200] O. Wink, W.J. Niessen, B. Verdonck et M.A. Viergever. « Vessel axis determination using wave front propagation analysis ». Dans W.J. Niessen et M.A. Viergever, éditeurs, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2001, 4th International Conference, Proceedings*, volume 2208 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 845–853, Utrecht, Pays-Bas, 14-17 octobre 2001. Springer.

[201] O. Wink, W.J. Niessen et M.A. Viergever. « Fast delineation and visualization of vessels in 3D angiographic images ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19(4) :337–346, avril 2000.

[202] P.J. Yim, G. Boudewijn, C. Vasbiner, V.B. Ho et P.L. Choyke. « Isosurfaces as deformable models for magnetic resonance angiography ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(7) :875–881, juillet 2003.

[203] P.J. Yim, J. Cebral, R. Mullick et P.L. Choyke. « Vessel surface reconstruction with a tubular deformable model ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(12) :1411–1421, décembre 2001.

[204] P.J. Yim, P.L. Choyke et R.M. Summers. « Gray-scale skeletonization of small vessels in magnetic resonance angiography ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19(6) :568–576, juin 2000.

[205] C. Zahlten. « *Beiträge zur mathematischen Analyse medizinischer Bild- und Volumendatensätze* ». Thèse de Doctorat, Universität Bremen, 1995.

[206] C. Zahlten, H. Jürgens, C.J.G. Evertsz, R. Leppek, H.-O. Peitgen et K.J. Klose. « Portal vein reconstruction based on topology ». *European Journal of Radiology*, 19(2) :96–100, janvier 1995.

[207] C. Zahlten, H. Jürgens et H.-O. Peitgen. « Reconstruction of branching blood vessels from CT-data ». Dans R. Scateni, J. van Wijk et P. Zanarini, éditeurs, *Visualization in Scientific Computing'95, 6th Workshop, Proceedings*, pages 41–52, Chia, Italie, 3-5 mai 1995. Eurographics.

[208] Y. Zhao et M. Li. « Isosurface-based level-set framework for MRA segmentation ». Dans A. Campilho et M. Kamel, éditeurs, *International Conference on Image Analysis and Recognition - ICIAR 2004, 1st International Conference, Proceedings*, volume 3212 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 116–123, Porto, Portugal, 29 septembre-1er octobre 2004. Springer.

Sixième partie

Annexes

Annexe A

Rappels de théorie des relations

Cette annexe présente quelques concepts de théorie des ordres et des treillis utiles à la compréhension des travaux présentés dans cette thèse. Les notions les plus basiques ne sont pas reformulées ici, mais pourront être trouvées dans une multitude d'ouvrages.

Définition A.1 (Relation d'équivalence) *Soit E un ensemble. Une relation d'équivalence sur E est une partie R de $E \times E$:*
- *réflexive : $\forall x \in E, x\ R\ x$;*
- *transitive : $\forall x, y, z \in E, (x\ R\ y) \wedge (y\ R\ z) \Rightarrow (x\ R\ z)$;*
- *symétrique : $\forall x, y \in E, (x\ R\ y) \Rightarrow (y\ R\ x)$.*

On note généralement $x\ R\ y$ pour exprimer $(x, y) \in R$.

Définition A.2 (Classe d'équivalence) *Soit E un ensemble muni d'une relation d'équivalence $\sim$. Soit $x \in E$ un élément de E. L'ensemble $\{y \in E \mid y \sim x\}$ est appelé classe d'équivalence. L'ensemble des classes d'équivalence de E forme une partition de E. Réciproquement, toute partition de E correspond à une unique relation d'équivalence.*

Définition A.3 (Relation d'ordre) *Soit E un ensemble. Une relation d'ordre sur E est une partie R de $E \times E$:*
- *réflexive : $\forall x \in E, x\ R\ x$;*
- *transitive : $\forall x, y, z \in E, (x\ R\ y) \wedge (y\ R\ z) \Rightarrow (x\ R\ z)$;*
- *antisymétrique : $\forall x, y \in E, (x\ R\ y) \wedge (y\ R\ x) \Rightarrow (x = y)$.*

Exemple A.1 (Quelques relations d'ordre courantes) *Les relations $\leq$ et $\geq$ généralement définies sur $\overline{\mathbb{R}}$ ou $\overline{\mathbb{Z}}$ sont des relations d'ordre.*

Définition A.4 (Relation d'ordre partiel) *Soit E un ensemble et $\leq$ une relation d'ordre sur E. La relation $\leq$ est partielle s'il existe au moins deux éléments $x, y \in E$ tels que x et y sont non comparables par $\leq$ (*i.e. *$x \not\leq y$ et $y \not\leq x$). Dans le cas contraire, la relation $\leq$ est dite totale.*

Exemple A.2 (Relation d'ordre partiel sur les fonctions) *Soit E un ensemble. La relation d'ordre $\leq$ définie sur T ($T = \overline{\mathbb{Z}}$ ou $\overline{\mathbb{R}}$) induit une relation d'ordre partiel $\leq$ sur T^E définie par :*

$$\forall f, g \in T^E, (f \leq g) \Leftrightarrow (\forall x \in E, f(x) \leq g(x)).$$

Définition A.5 (Infimum, supremum) *Soit E un ensemble et $\leq$ une relation d'ordre sur E. Soit $X \subseteq E$ un sous-ensemble de E. L'infimum* $\inf X$ *(resp. le supremum* $\sup X$*) de X est, s'il existe, le plus grand minorant (resp. le plus petit majorant) de X,* i.e. *le plus grand (resp. le plus petit) élément m (pour $\leq$) de E tel que $\forall x \in X, m \leq x$ (resp. $x \leq m$).*

Définition A.6 (Enveloppes inférieure et supérieure) *Soit E, T des ensembles et $\leq$ une relation d'ordre sur T. Soit $\mathcal{F} = \{f_i\}_{i \in I}$ une famille de fonctions de T^E. L'enveloppe inférieure de $\mathcal{F}$ est alors la fonction $E \to T$ définie par :*

$$\bigwedge_{i \in I} f_i : x \mapsto \inf_{i \in I} \{f_i(x)\},$$

et l'enveloppe supérieure de $\mathcal{F}$ est alors la fonction $E \to F$ définie par :

$$\bigvee_{i \in I} f_i : x \mapsto \sup_{i \in I} \{f_i(x)\}.$$

Remarque A.1 *Les enveloppes inférieure et supérieure sont respectivement les infimum et supremum pour tout ensemble de fonctions muni de la relation d'ordre décrite dans l'exemple A.2.*

Définition A.7 (Treillis) *Soit E un ensemble et $\leq$ une relation d'ordre sur E. L'ensemble E est un treillis si toute paire d'éléments $x, y \in E$ admet un infimum et un supremum (pour $\leq$).*

Définition A.8 (Treillis complet) *Soit E un ensemble et $\leq$ une relation d'ordre sur E. L'ensemble E est un treillis complet si toute partie non vide de E admet un supremum et un infimum (pour $\leq$).*

Annexe B

Méthode d'analyse des structures vasculaires

Cette annexe présente une méthode dédiée à l'analyse des structures tubulaires arborescentes, en général, et des structures vasculaires, en particulier. L'auteur de ce manuscrit a participé aux travaux ayant abouti à cette méthode, mais n'en est toutefois pas le principal protagoniste. Les techniques et résultats décrits doivent donc être considérés comme fortement connexes à cette thèse et non comme une partie intégrante de cette dernière. La section B.1 présente les problématiques liées à l'analyse quantitative des structures vasculaires, ainsi qu'un rapide tour d'horizon des solutions existantes, avant de justifier la méthode proposée dans la section B.2. La section B.3 présente quelques résultats (dont certains concernent des structures vasculaires cérébrales) et les applications possibles d'une telle méthode. De plus amples informations sur ces travaux pourront être trouvées dans [27, 29].

B.1 Problématique

Quelques recherches ont déjà porté sur l'analyse des structures vasculaires et plus précisément sur leur analyse quantitative (*i.e.* l'évaluation du diamètre ou de l'aire de la section des vaisseaux), essentiellement dans une optique d'aide au diagnostic et à la quantification du degré de sévérité de pathologies telles que les sténoses et anévrismes.

Deux catégories de méthodes ont été proposées jusqu'à présent. Les premières travaillent directement sur les images angiographiques 3D afin d'analyser les propriétés des vaisseaux à partir de l'information fournie par leur flux sanguin [67, 83]. Les secondes, dédiées à l'analyse d'images binaires, nécessitent une segmentation préalable des vaisseaux. Les principales méthodes appartenant à cette catégorie [26, 129, 168] calculent et raffinent le squelette des structures vasculaires pour finalement évaluer un paramètre d'épaisseur (diamètre, diamètre minimal, aire de section) à partir de celui-ci.

La méthode décrite dans la section suivante entre dans cette seconde catégorie et est destinée à permettre le calcul de l'aire de la section des vaisseaux ou de leur diamètre. Elle a notamment pour objectif de corriger certains défauts propres aux techniques existantes, à savoir le manque d'automaticité et l'impossibilité de traiter un arbre vasculaire complet [168], ainsi que le manque de complétude des informations quantitatives fournies [26, 129]. Cette méthode autorise donc une analyse quantitative automatique des structures vasculaires éventuellement organisées suivant une topologie complexe.

B.2 Méthode d'analyse

B.2.1 Entrée et sortie

La méthode prend en entrée une image 3D binaire isotrope supposée contenir une structure correspondant à un volume vasculaire (*i.e.* composé d'objets globalement tubulaires). Elle fournit en sortie deux sortes de données. La première est une image de même support que l'image d'entrée et assignant à chaque voxel un niveau de gris indiquant l'épaisseur (aire de la section ou diamètre) du vaisseau au voisinage de ce voxel. La seconde, non détaillée ici mais décrite dans [27, 29], consiste en un graphe indiquant les variations d'épaisseur le long des axes médians des vaisseaux.

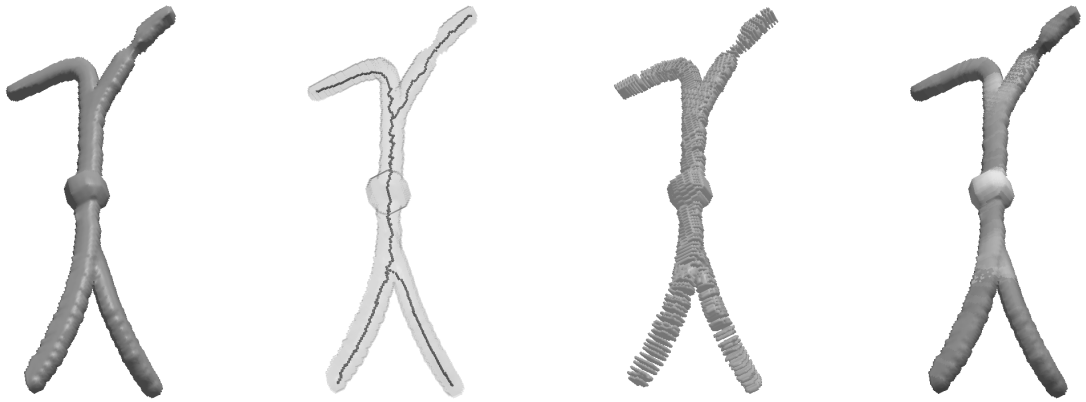

FIG. B.1 – Étapes successives de la méthode d'analyse des structures vasculaires, illustrées sur un objet synthétique. De gauche à droite : objet initial, calcul du squelette, plans de sections obtenus en intersectant l'objet et les plans discrets perpendiculaires aux axes médians, évaluation des diamètres représentés par les différents niveaux de gris.

B.2.2 Algorithme

L'algorithme proposé se compose de quatre étapes successives de squelettisation, de calcul des axes médians et des plans de section des vaisseaux, et enfin d'estimation de l'épaisseur des structures. Ces étapes sont illustrées sur un objet simple dans la figure B.1.

Squelettisation

La première étape de l'algorithme consiste en une squelettisation destinée à mettre en évidence la structure du réseau vasculaire étudié, en respectant sa topologie et sa cohérence spatiale. La squelettisation proposée élimine des points simples du volume vasculaire de manière itérative. Cette élimination étant effectuée par couches successives, elle garantit l'obtention d'un squelette relativement bien centré par rapport à l'objet traité et ayant des propriétés topologiques identiques.

La squelettisation reste néanmoins un processus sensible au bruit (*i.e.* aux irrégularités de la surface de l'objet initial) et par conséquent susceptible de générer des branches parasites ou des structures d'épaisseur non unitaire. Une phase d'élagage des branches non représentatives du squelette est donc appliquée en post-traitement de la squelettisation. Elle consiste à éliminer les branches de taille négligeable (la détermination de la longueur de telles branches étant laissée à l'estimation de l'utilisateur) en effectuant une recherche itérative des chemins de taille maximale dans le squelette. Ces recherches de chemin sont réalisées jusqu'à ce que la longueur du plus grand chemin trouvé dans les structures non encore parcourues devienne inférieure à la longueur autorisée. La détermination d'un point initial pour la première recherche de chemin est effectuée automatiquement en considérant un point du squelette situé sur la boîte englobante de celui-ci.

Calcul des axes médians

Une fois le squelette nettoyé des branches parasites, les tangentes en chacun de ses points doivent être évaluées. Dans la mesure où ce squelette est susceptible de présenter une forme irrégulière, une estimation de ces tangentes sans traitement préalable est susceptible de fournir des résultats approximatifs, voire incorrects. Afin de résoudre ce problème, chaque branche est donc lissée en utilisant une courbe de Bézier dont les points de contrôle sont obtenus par échantillonnage du squelette. L'utilisation de telles courbes permet de lisser de manière significative le squelette, aboutissant finalement à une représentation fiable des axes médians qui sont alors correctement orientés et centrés. Il est ainsi possible de déterminer de manière précise la tangente en chaque point des axes.

Calcul des plans de section

Les tangentes en chaque point des axes médians déterminent un vecteur normal $\mathbf{n} = (n_x, n_y, n_z)$ au plan de section du vaisseau en ces points. Ces plans de section sont construits sous forme de plans naïfs discrets [147] dont l'utilisation présente plusieurs avantages. Ainsi, des algorithmes rapides et efficaces permettent de calculer

le nombre de voxels les composant, et il est par ailleurs possible de projeter ces plans discrets sur différents plans orthogonaux sans perte d'information. Les sections des vaisseaux sont finalement obtenues par intersection entre ces plans discrets et le réseau vasculaire initial.

Calcul de l'épaisseur

Chaque section de vaisseau peut être directement projetée sur chacun des trois plans principaux O_{yz}, O_{xz} et O_{xy}. Les aires correspondantes A_x, A_y et A_z sont alors estimées comme une somme des pixels pondérés en fonction de leur configuration. L'aire finale A de la section est alors évaluée [39] comme une combinaison de ces trois aires A_x, A_y, A_z, et des coordonnées de son vecteur normal **n** :

$$A = A_x.n_x + A_y.n_y + A_z.n_z.$$

Pour les sections présentant une forme circulaire ou quasi circulaire, le diamètre peut alors être directement évalué à partir de cette aire.

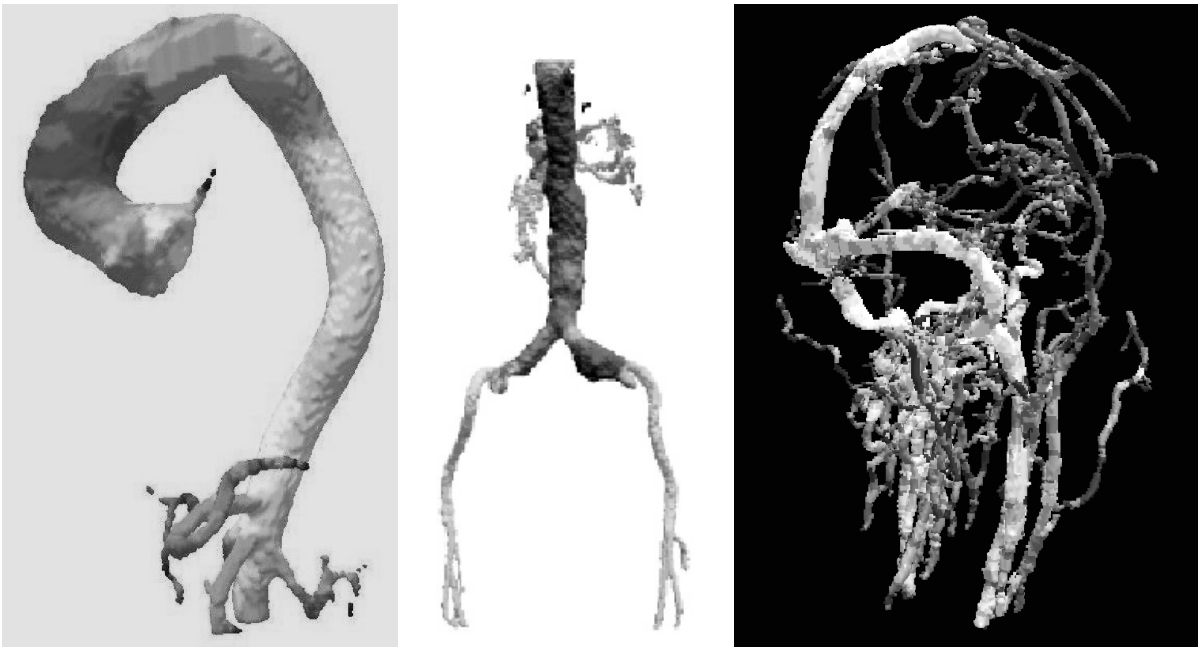

FIG. B.2 – Quelques exemples d'analyse de diverses structures vasculaires. À gauche : crosse aortique. Au milieu : bifurcation iliaque. À droite : artères et veines du réseau vasculaire cérébral. Les niveaux de gris varient (ici, non linéairement) en fonction du diamètre des vaisseaux.

B.3 Résultats

Cette méthode de quantification a été initialement validée sur des objets synthétiques (fantômes virtuels ou réels visualisés en IRM). Il a notamment été constaté que la méthode présente une relative invariance face aux rotations et changements d'échelle des objets étudiés. Les résultats obtenus sont par ailleurs globalement satisfaisants, présentant des taux d'erreur généralement inférieurs à 5%. Dans de rares cas, des erreurs plus élevées sont cependant susceptibles de se produire aux extrémités des structures où le squelette présente plus de risque d'être mal centré.

La méthode a également été appliquée sur plusieurs images angiographiques (ARM et ATDMS) de diverses structures vasculaires. Les résultats obtenus on été jugés satisfaisants, cet avis étant essentiellement fondé sur une analyse visuelle, dans la mesure où aucune vérité terrain n'est disponible pour de telles images. Quelques exemples de résultats sont illustrés dans la figure B.2. Il est à noter que le temps de calcul de cette méthode varie de quelques secondes pour des objets simples (figure B.1), à 6 minutes pour des objets complexes (réseaux vasculaires cérébraux tels que celui de la figure B.2).

Les travaux présentés ici étaient initialement destinés à proposer un outil de post-traitement pour l'aide au diagnostic et à la quantification de pathologies vasculaires. Dans le cas d'images angiographiques ne présentant pas de pathologie, ils fournissent néanmoins un outil qui permet d'extraire de manière robuste des informations importantes sur les vaisseaux, à savoir leur diamètre, mais également leur orientation, qui est évaluée durant le processus d'analyse. C'est notamment dans une telle optique que cette méthode a été employée dans le cadre de la création automatique d'atlas vasculaires cérébraux détaillée en section 9.3.

Annexe C

Aspects techniques

Cette annexe regroupe quelques informations relatives aux aspects techniques liés à ces travaux. Les sections C.1 et C.2 présentent, en particulier, des détails portant respectivement sur les logiciels et matériels utilisés.

C.1 Logiciel

Toutes les méthodes présentées dans ce manuscrit ont été implantées en C++ sur la plate-forme logicielle Médimax[1]. Ce logiciel, dont l'interface est illustrée en figure C.1, regroupe les algorithmes et méthodes développés par les différents ingénieurs, doctorants et stagiaires ayant collaboré avec l'IPB-LNV ces dernières années. Il propose une série de fonctionnalités liées au traitement, à l'analyse et à la visualisation d'images médicales 2, 3 et 4D (les illustrations d'images médicales par coupes, par MIP ou par visualisation 3D proposées dans ce manuscrit, ont notamment été réalisées à l'aide de ce logiciel). Il contient, en particulier, plusieurs fonctionnalités liées à la segmentation et à l'analyse d'images auxquelles sont venues s'ajouter les méthodes décrites en sections 12.1, 12.2, 13.1 et B.2, sous forme de code C/C++, et les méthodes décrites en sections 9.3 et 13.2 sous forme d'automates (métalangage propre à Médimax, utilisant les méthodes implantées comme primitives de programmation).

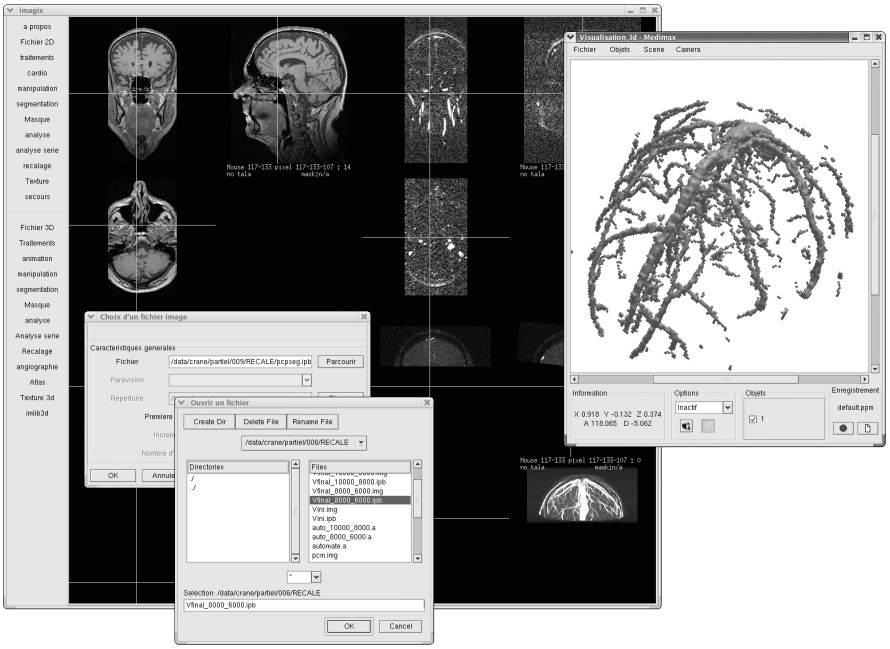

FIG. C.1 – Interface graphique du logiciel Médimax.

[1]Ce logiciel est disponible à l'url suivante : `http://www-ipb.u-strasbg.fr/gitim`.

Il convient enfin de noter que les traitements et structures de données mis en place durant ces travaux reposent aussi en grande partie sur la librairie C++ ImLib3D[2], développée en open source par M. Bosc et T. Vik [17].

C.2 Matériel

Tous les traitements et expérimentations décrits dans ces travaux ont donc été accomplis sur Médimax, en utilisant un PC muni d'un processeur Pentium IV à 2.8 GHz, de 2 Go de mémoire, sous une système d'exploitation Linux (Red Hat 8). Les temps de traitement fournis dans ce manuscrit sont donc relatifs à ces spécifications. Ces temps doivent toutefois être considérés avec précaution dans la mesure où l'optimisation du code n'a pas fait l'objet d'une attention particulière, les objectifs recherchés touchant moins à la production de logiciel utilisable en routine qu'à la progression de la méthodologie étudiée. Par ailleurs, ces temps d'exécution peuvent également varier de manière sensible par rapport à ceux indiqués dans les publications liées à ces travaux [29, 133, 134, 135, 136, 137, 138, 139]. Ces variations s'expliquent par d'éventuels changements de matériel, des modifications de code ou des améliorations des outils de recalage employés au cours de ces trois dernières années.

[2]Cette librairie est disponible à l'url suivante : `http://imlib3d.sourceforge.net.`

Annexe D

Bases d'images

Cette annexe décrit les deux bases d'images ayant été utilisées pour effectuer les développements, tests et validations des différentes méthodes proposées dans ce manuscrit. La première base, décrite en section D.1, a été utilisée dans le cadre des méthodes de création d'atlas décrites et évaluées dans les chapitres 9 et 10, ainsi que des méthodes de segmentation globales décrites dans le chapitre 12. La seconde base, décrite en section D.2, a été utilisée dans le cadre des méthodes de segmentation dédiées décrites dans le chapitre 13.

D.1 Base 1 : ARM PC du crâne

Les images composant cette première base sont des ARM PC (essentiellement relatives à des cas non pathologiques) issues d'examens effectués au Service de Radiologie de l'Hôpital Civil de Strasbourg, entre octobre 2002 et mai 2005. Elles on été acquises à l'aide d'un scanner Philips (Gyroscan NT/INTERA 1.0 T). La séquence de codage de flux (séquence d'écho de gradient optimisée pour une pondération en T_1) utilise un T_R de 10 ms et un T_E de 6.4 ms.

Comme il a été expliqué dans le chapitre 3, ces ARM PC se composent de deux images parfaitement superposées :

- une image module, similaire à une IRM T_1, sur laquelle apparaissent toutes les structures anatomiques du patient ;
- une image de phase, ne contenant que l'information vasculaire obtenue en détectant le flux sanguin.

Chacune de ces images fournit, par ailleurs, une représentation quasi complète du crâne du patient. L'image module de l'ARM PC n° 3 de cette base a été utilisée pour créer l'image de référence (p^{ref}_{mod}) employée lors de la création des différent atlas vasculaires décrits dans ce manuscrit. Un exemple de coupes d'une image issue de cette base est fourni dans la figure D.1. La table D.1 regroupe, pour sa part, les informations relatives aux différentes images de la base.

D.2 Base 2 : ARM TOF et IRM T_1 de la partie supérieure du crâne

Les données composant cette seconde base sont des couples d'images ARM TOF/IRM T_1, toutes non pathologiques, issues d'acquisitions effectuées à l'IPB-LNV entre juin 2003 et juin 2004. Elles ont été acquises à l'aide d'un scanner Bruker (Tomikon S200, 2.0 T). La séquence de codage des données ARM utilise un T_R de 25 ms et un T_E de 8 ms. La séquence de codage des données IRM utilise un T_R de 26.3 ms et un T_E de 5 ms.

Chaque donnée est donc composée de deux images :

- une IRM T_1 sur laquelle apparaissent toutes les structures anatomiques du patient ;
- une ARM TOF visualisant essentiellement le flux veineux ;

qui ont été acquises durant le même examen et recalées en utilisant les paramètres d'acquisition. Ces IRM et ARM fournissent respectivement une représentation de la totalité et de la partie supérieure du crâne. Un exemple de coupes d'un couple d'images issu de cette base est fourni dans la figure D.2. La table D.2 regroupe les informations relatives aux différentes images de la base.

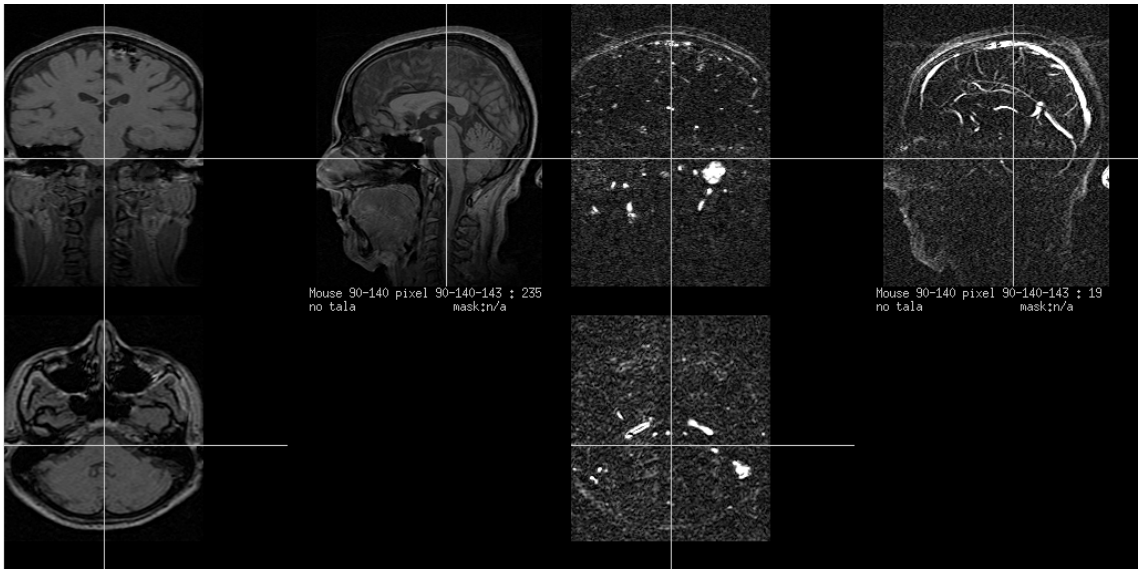

FIG. D.1 – Coupes coronales, sagittales et axiales d'une ARM PC (image module à gauche, image de phase à droite) tirée de la base 1.

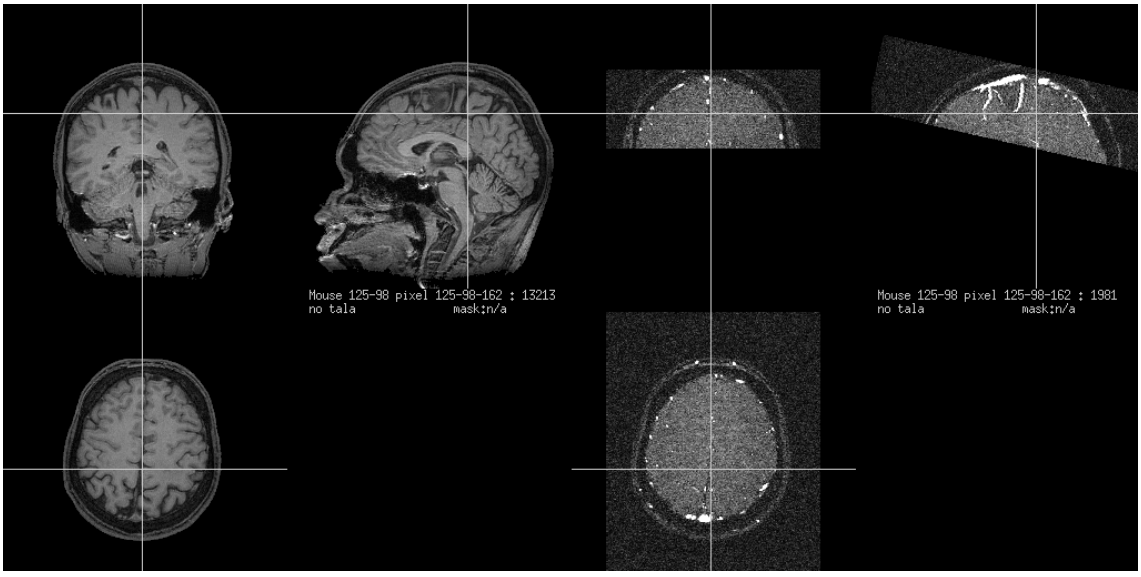

FIG. D.2 – Coupes coronales, sagittales et axiales d'un couple d'images (IRM T_1 à gauche, ARM TOF à droite) tiré de la base 2.

	Dimensions	Résolution (mm)	Sexe	Âge
1	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	M	73
2	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	M	
3	$160 \times 256 \times 256$	$0.900 \times 1.132 \times 1.132$	M	24
4	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	M	
5	$165 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	F	
6	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	F	
7	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.015 \times 1.015$	F	
8	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	F	39
9	$175 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	F	36
10	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.132 \times 1.132$	M	
11	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.132 \times 1.132$	F	26
12	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.171 \times 1.171$	F	22
13	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.171 \times 1.171$	M	19
14	$175 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.015 \times 1.015$	F	23
15	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	M	36
16	$175 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 0.898 \times 0.898$	F	22
17	$172 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 0.898 \times 0.898$	F	52
18	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.171 \times 1.171$	M	
19	$180 \times 256 \times 256$	$0.900 \times 1.132 \times 1.132$	M	35
20	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 0.937 \times 0.937$	M	37
21	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.171 \times 1.171$	M	59
22	$170 \times 256 \times 256$	$0.900 \times 1.093 \times 1.093$	F	81
23	$160 \times 256 \times 256$	$0.900 \times 1.093 \times 1.093$	M	
24	$160 \times 256 \times 256$	$0.900 \times 1.210 \times 1.210$	F	36
25	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	F	78
26	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.132 \times 1.132$	F	36
27	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.132 \times 1.132$	F	21
28	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	M	55
29	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	M	42
30	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 0.976 \times 0.976$	F	47
31	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	M	21
32	$165 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.132 \times 1.132$	M	
33	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.210 \times 1.210$	M	
34	$165 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.015 \times 1.015$	F	60
35	$165 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	F	45
36	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.015 \times 1.015$	F	27
37	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	F	30
38	$165 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	M	
39	$175 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.015 \times 1.015$	F	
40	$180 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 0.976 \times 0.976$	F	
41	$160 \times 256 \times 256$	$0.900 \times 1.054 \times 1.054$	F	
42	$180 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.132 \times 1.132$	M	
43	$165 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.210 \times 1.210$	M	
44	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.132 \times 1.132$	M	
45	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	F	
46	$200 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.171 \times 1.171$	F	
47	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.210 \times 1.210$	M	
48	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.132 \times 1.132$	F	
49	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.015 \times 1.015$	F	
50	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	F	
51	$165 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	F	23
52	$160 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.132 \times 1.132$	M	
53	$170 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.093 \times 1.093$	F	
54	$165 \times 256 \times 256$	$0.900 \times 1.093 \times 1.093$	F	
55	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.054 \times 1.054$	F	
56	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.015 \times 1.015$	F	
59	$180 \times 256 \times 256$	$1.000 \times 0.898 \times 0.898$	F	
60	$180 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.015 \times 1.015$	F	
61	$160 \times 256 \times 256$	$1.015 \times 1.015 \times 1.015$	F	
62	$175 \times 256 \times 256$	$1.015 \times 1.015 \times 1.015$	F	
63	$150 \times 256 \times 256$	$0.800 \times 1.210 \times 1.210$	F	

TAB. D.1 – Informations relatives aux images de la base 1, composée d'ARM PC du crâne.

	IRM T_1		ARM TOF		Sexe	Âge
	Dimensions	Résolution (mm)	Dimensions	Résolution (mm)		
1	$180 \times 256 \times 256$	$1.000 \times 1.000 \times 1.000$	$256 \times 70 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$	M	
2	$180 \times 256 \times 256$	$1.000 \times 1.000 \times 1.000$	$256 \times 70 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$		
3	$180 \times 248 \times 230$	$1.000 \times 1.000 \times 1.000$	$256 \times 70 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$		
4	$180 \times 256 \times 256$	$1.000 \times 1.000 \times 0.898$	$256 \times 70 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$		
5	$180 \times 256 \times 256$	$1.000 \times 1.000 \times 1.000$	$256 \times 70 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$		
6	$180 \times 256 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$	$256 \times 70 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$	M	
7	$180 \times 256 \times 256$	$1.000 \times 1.000 \times 1.000$	$256 \times 70 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$	M	
8	$180 \times 256 \times 256$	$1.000 \times 1.000 \times 1.000$	$256 \times 70 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$	M	
9	$180 \times 256 \times 256$	$1.000 \times 1.000 \times 1.000$	$256 \times 70 \times 256$	$0.750 \times 1.000 \times 1.000$	M	25

TAB. D.2 – Informations relatives aux images de la base 2, composée d'ARM TOF et d'IRM T_1 de la partie supérieure du crâne.

Annexe E

Notions d'imagerie par résonance magnétique nucléaire

Cette annexe présente les concepts de base de magnétisme utilisés en IRM. Elle a pour but de fournir quelques éléments utiles à la compréhension des mécanismes d'acquisition des images traitées dans ces travaux. Des explications beaucoup plus complètes et approfondies pourront être trouvées dans [22, 58, 62, 118, 148, 169]. La section E.1 est consacrée à la définition des concepts de base de l'IRM. La section E.2 décrit, quant à elle, les modalités d'acquisition d'images par résonance magnétique.

E.1 Concepts de base de l'imagerie par résonance magnétique

E.1.1 Rappels sur le magnétisme

Champ magnétique et courant électrique

Ces quelques remarques ont pour but d'éclaircir les différentes explications des sections suivantes.

- Un courant alternatif dans une bobine crée un champ magnétique oscillant à la même fréquence que le courant qui lui donne naissance. Ce champ magnétique est dirigé le long de l'axe de la bobine. Son intensité dépend du courant et du nombre de spires dans cette dernière.
- Un champ magnétique tournant devant une bobine dans un plan contenant l'axe de celle-ci, crée une force électromotrice qui se traduit aux bornes de la bobine par un courant alternatif de même fréquence.
- Une particule chargée qui tourne sur elle-même crée, le long de son axe de rotation, un moment magnétique.
- Un moment magnétique, lorsqu'il est placé dans un champ magnétique $\boldsymbol{B}$[1] est soumis à des forces qui tendent à l'aligner avec $\boldsymbol{B}$.

Propriétés magnétiques de la matière

Un atome est constitué d'un noyau (lui-même composé de neutrons et protons) et d'électrons qui gravitent autour de ce dernier. Le noyau de l'atome d'hydrogène est uniquement constitué d'un proton. Ce noyau possède une propriété de spin, assimilable au fait qu'il puisse tourner sur lui-même. Le spin $\boldsymbol{I}$ peut seulement prendre des valeurs entières ou semi-entières, dépendant du nombre de protons et de neutrons. Si $I = 0$, il n'y a aucune interaction avec un champ magnétique. Dans le cas présent, à savoir celui du noyau d'hydrogène, on a $I = \frac{1}{2}$. Ce spin confère au noyau un moment cinétique $\boldsymbol{p}$ lié à $\boldsymbol{I}$ par la formule :

$$\boldsymbol{p} = \hbar \boldsymbol{I},$$

où $\hbar = \frac{h}{2\pi}$, h étant la constante de Planck.

Le noyau étant électriquement chargé, il possède également un moment magnétique $\boldsymbol{\mu}$, illustré dans la figure E.1 et défini par :

$$\boldsymbol{\mu} = \gamma \boldsymbol{p}.$$

[1] L'utilisation de caractères gras caractérise des grandeurs de nature vectorielle. L'utilisation de caractères identiques non gras correspond alors à leur norme.

La valeur γ est appelée rapport gyromagnétique de spin nucléaire. Chaque noyau atomique ayant par définition un nombre de protons et de neutrons qui lui est propre, possède un rapport gyromagnétique qui lui est également propre.

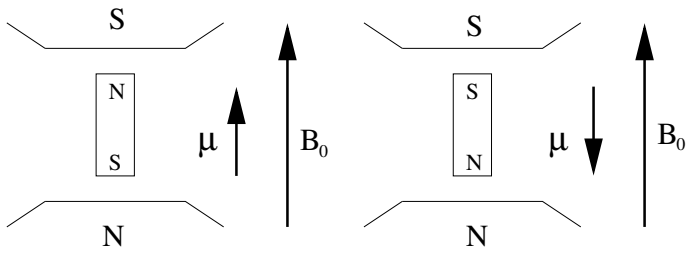

FIG. E.1 – Les différentes orientations d'un moment magnétique $\boldsymbol{\mu}$ pour un système où $I = \frac{1}{2}$. À gauche : état énergétique bas. À droite : état énergétique haut.

Interaction avec un champ magnétique

Modèle quantique Le noyau possédant un moment magnétique, il se comporte comme un aimant, avec deux pôles, nord et sud. Il peut donc interagir s'il est plongé dans un champ magnétique. Dans le modèle quantique, le moment magnétique peut seulement prendre $2I + 1$ orientations dans le champ magnétique. Dans le cas de l'hydrogène, le noyau peut donc s'aligner dans le sens du champ magnétique, ou en sens opposé. Ces deux orientations correspondent à des niveaux d'énergie haut et bas. La différence ΔE entre ces deux niveaux est proportionnelle à l'intensité du champ magnétique appliqué $\boldsymbol{B_0}$:

$$\Delta E = \frac{\mu B_0}{I},$$

ou :

$$\Delta E = \gamma \hbar B_0.$$

Des transitions entre ces deux états peuvent être induites en appliquant une onde électromagnétique à la fréquence adéquate ω_L [2], donnée par :

$$\omega_L = \frac{\Delta E}{\hbar} = \gamma B_0.$$

Ce phénomène est appelé résonance.

L'excitation a la même probabilité d'induire une absorption (passage à l'état énergétique haut) qu'une émission (passage à l'état énergétique bas). Ainsi, l'absorption totale dépend de la répartition des noyaux dans les deux populations. La répartition entre ces populations est fonction de la température et est régie par l'équation :

$$\frac{N_L}{N_U} = e^{\frac{\hbar\omega_L}{kT}} \sim 1 + \frac{\hbar\omega_L}{kT},$$

où N_L et N_U sont respectivement les populations des niveaux bas et haut d'énergie, k est la constante de Boltzmann et T est la température. La fraction de spins dans l'état bas d'énergie (*i.e.* alignés avec le champ) est alors donnée par :

$$\frac{N_L - N_U}{N_U} \sim \frac{\hbar\omega_L}{kT} = \frac{\hbar\gamma B_0}{kT}.$$

Ce sont les spins qui sont observés lors d'une expérience de RMN. Dans les conditions normales de température et pour $B_0 = 0.1$ T, cette fraction est de 7.10^{-7}. Pour augmenter la sensibilité, il est donc nécessaire de disposer d'un champ $\boldsymbol{B_0}$ de valeur élevée.

[2] Par abus de langage, on fait dans tout ce qui suit, l'amalgame entre fréquence et vitesse angulaire, ces deux grandeurs étant égales à une constante multiplicative près.

Modèle classique Dans le modèle classique, on considère que toutes les orientations d'un spin dans un champ magnétique sont autorisées. Pour $I = \frac{1}{2}$, les prédictions du modèle classique s'accordent avec le modèle quantique, pour un système macroscopique.

Dans ce modèle, le moment magnétique $\boldsymbol{\mu}$ et le champ magnétique $\boldsymbol{B_0}$ tentent de s'aligner. Le moment magnétique subit donc un couple $\boldsymbol{L}$ donné par :

$$\boldsymbol{L} = \boldsymbol{\mu} \times \boldsymbol{B_0}.$$

Ce couple amène le noyau à effectuer un mouvement de précession autour de $\boldsymbol{B_0}$, altérant son moment cinétique $\boldsymbol{p}$. On a alors :

$$\frac{d\boldsymbol{p}}{dt} = \boldsymbol{L} = \boldsymbol{\mu} \times \boldsymbol{B_0},$$

d'où :

$$\frac{d\boldsymbol{\mu}}{dt} = \boldsymbol{\mu} \times \gamma \boldsymbol{B_0},$$

ou :

$$\frac{d\boldsymbol{\mu}}{dt} = \underline{\boldsymbol{\omega}}_{\boldsymbol{L}} \times \boldsymbol{\mu},$$

avec $\underline{\boldsymbol{\omega}}_{\boldsymbol{L}} = -\gamma \boldsymbol{B_0}$.

On constate ainsi que le noyau précesse autour de la direction du champ à une vitesse angulaire de ω_L radians par seconde. Cette fréquence de précession est égale à la fréquence de résonance, également appelée fréquence de Larmor. Elle est différente pour chaque type de noyau. Le noyau d'hydrogène, dans un champ de 1 T, a une fréquence de précession de 42,57 MHz.

E.1.2 Phénomène physique de la RMN

En pratique, on n'observe jamais un seul noyau ou moment magnétique, mais l'effet résultant de tous les noyaux d'intérêt d'un élément de volume donné. On obtient alors l'aimantation $\boldsymbol{M}$, donnée par :

$$\boldsymbol{M} = \sum \boldsymbol{\mu}.$$

À l'état d'équilibre, les moments magnétiques des différents noyaux, même s'ils précessent à la vitesse angulaire ω_L autour de $\boldsymbol{B_0}$, n'ont pas d'orientation privilégiée perpendiculairement à $\boldsymbol{B_0}$. Il en résulte que $\boldsymbol{M}$ n'a pas de composante perpendiculaire à $\boldsymbol{B_0}$. Elle possède en revanche une composante non nulle suivant $\boldsymbol{B_0}$ due au fait que les moments magnétiques tendent à s'aligner avec le champ. La magnitude de cette composante est, par ailleurs, conforme à la valeur prédite par le modèle quantique.

L'aimantation $\boldsymbol{M}$ se comporte alors elle-même comme un moment magnétique. Ainsi, si une perturbation lui fait perdre son état d'équilibre, elle précesse à la fréquence ω_L autour de $\boldsymbol{B_0}$. On a alors :

$$\frac{d\boldsymbol{M}}{dt} = \underline{\boldsymbol{\omega}}_{\boldsymbol{L}} \times \boldsymbol{M} = \gamma \boldsymbol{M} \times \boldsymbol{B_0}.$$

C'est ce mouvement de précession qui est détecté lors d'une expérience de RMN. Afin de l'observer, il convient donc de perturber le système pour le faire quitter son état d'équilibre. Ceci peut être réalisé en appliquant un second champ magnétique $\boldsymbol{B_1}$, perpendiculaire à $\boldsymbol{B_0}$ et tournant à la fréquence ω_L, c'est-à-dire synchronisé avec la précession des moments magnétiques nucléaires. L'application d'un courant sinusoïdal à cette fréquence dans une bobine d'axe perpendiculaire à $\boldsymbol{B_0}$ crée un tel champ magnétique $\boldsymbol{B_1}$ alternatif. La bobine employée est alors appelée bobine radiofréquence (RF), en référence au champ magnétique radiofréquence qu'elle génère[3]. Ce nouveau champ amène $\boldsymbol{M}$ à basculer de la direction de $\boldsymbol{B_0}$, en suivant une trajectoire en spirale. Une fois $\boldsymbol{B_1}$ interrompu, $\boldsymbol{M}$ continue à précesser, décrivant un cône formant un angle au sommet α avec $\boldsymbol{B_0}$, illustré dans la figure E.2. Cet angle de basculement est proportionnel à la valeur de $\boldsymbol{B_1}$ et à sa durée d'application, donc à la quantité d'énergie électrique transmise. On a alors :

$$\alpha = \gamma B_1 t_p,$$

où t_p est la durée d'application du champ d'excitation. On peut notamment déterminer un angle de basculement de 90° ou 180° en adaptant ces paramètres.

[3] Ce champ est nommé ainsi car sa fréquence $\frac{\omega_L}{2\pi}$ est comprise entre 1 MHz et 500 MHz, plage des ondes radio.

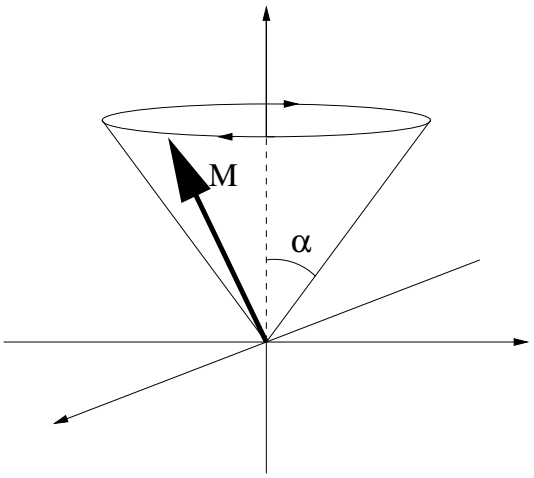

FIG. E.2 – Précession d'une aimantation suivant un cône d'angle α. Le basculement de l'aimantation $\boldsymbol{M}$ par rapport à sa position d'équilibre a été provoqué par l'application impulsionnelle d'un champ magnétique excitateur.

À l'arrêt de l'excitation, en supposant par exemple qu'on ait effectué un basculement de 90°, l'aimantation résultante n'est plus dans la direction de $\boldsymbol{B_0}$ mais perpendiculaire à celle-ci, créant une composante transversale qui n'existait pas auparavant. Cette aimantation revient alors progressivement à sa position d'équilibre $\boldsymbol{M_0}$ parallèle à $\boldsymbol{B_0}$. Elle peut être décomposée en une composante longitudinale qui croît vers sa position d'équilibre de valeur B_0 et une composante transversale qui décroît vers sa valeur d'équilibre, c'est-à-dire 0. C'est cette composante transversale de l'aimantation qui, en tournant à la vitesse ω_L, devant la bobine qui a servi à l'excitation (et qui travaille alors en réception) va induire dans cette dernière un signal sinusoïdal amorti de fréquence ω_L : ce signal est le signal RMN.

Finalement, une expérience de RMN se résume au protocole opératoire suivant. Il convient de placer l'échantillon à étudier dans l'entrefer d'un aimant qui produit un champ $\boldsymbol{B_0}$. La fréquence de résonance d'un élément donné étant parfaitement connue, il suffit d'envoyer dans une bobine dont l'axe est perpendiculaire à $\boldsymbol{B_0}$ un courant sinusoïdal à la fréquence adéquate. À l'arrêt de l'excitation, cette même bobine recueille un signal sinusoïdal amorti (le signal RMN) correspondant au retour à l'équilibre de la composante transversale créée lors de l'excitation. L'application d'une transformée de Fourier permet alors d'obtenir le spectre ou la raie de résonance, c'est-à-dire le spectre RMN.

Paramètres du signal RMN

Un certain nombre de paramètres, définis dans ce qui suit, permettent de caractériser un signal RMN.

Fréquence de résonance Chaque noyau a un rapport gyromagnétique qui lui est propre. Ainsi, pour une valeur donnée du champ $\boldsymbol{B_0}$, il présente une fréquence de résonance ω_L particulière. Par exemple, dans un champ $\boldsymbol{B_0}$ de 1 T, l'hydrogène résonne à 42,57 MHz. Pour un noyau donné, il ne faut pas oublier que la fréquence de résonance est directement liée au champ magnétique vu. On peut se servir de cette propriété pour réaliser le codage spatial de l'échantillon par le biais des fréquences de résonance en modifiant le champ magnétique vu de manière adéquate.

Intensité de la raie de résonance L'intensité de la raie de résonance (l'amplitude du signal RMN) est directement représentative du nombre de noyaux d'une espèce donnée présents dans l'échantillon (l'hydrogène en ce qui concerne l'imagerie clinique). On peut donc quantifier, dans un volume échantillon donné, la concentration en noyaux d'hydrogène.

Déplacement chimique Un même noyau atomique placé dans un champ magnétique $\boldsymbol{B_0}$ est susceptible de résonner à des fréquences légèrement différentes selon sa position sur une molécule et les liaisons chimiques auxquelles il participe. Il voit ainsi un champ différent de $\boldsymbol{B_0}$, car il existe des champs locaux qui sont liés, en particulier, aux

moments magnétiques d'origine électronique. Ces moments magnétiques électroniques sont directement dépendants des mouvements des électrons sur leur orbite. Le champ vu n'est donc plus exactement $\boldsymbol{B_0}$ mais une valeur $\boldsymbol{B_0}'$, qu'on exprime de la façon suivante :

$$\boldsymbol{B_0}' = \boldsymbol{B_0}(1 - \sigma),$$

σ étant appelé constante d'écran. La fréquence de résonance de ce noyau dans ce champ n'est alors plus ω_L mais une nouvelle valeur :

$$\omega_{L_0} = \gamma B_0{}' = \gamma B_0(1 - \sigma).$$

Ce décalage relatif en fréquence est appelé le déplacement chimique.

Phénomène de relaxation

Lorsqu'elle est déplacée de sa position d'équilibre $\boldsymbol{M_0}$ par application d'un champ excitateur $\boldsymbol{B_1}$, l'aimantation $\boldsymbol{M}$ résultante y retourne selon un mouvement complexe. Il est possible de le décomposer en deux mouvements distincts : la relaxation longitudinale qui concerne le retour vers $\boldsymbol{M_0}$ de la composante longitudinale de $\boldsymbol{M}$, et la relaxation transversale qui concerne le retour à 0 de sa composante transversale. Dans ce qui suit, on considère le cas où $\boldsymbol{M}$ a été déplacée de 90°. Toutefois, les explications restent valables pour toute autre valeur de cet angle de basculement, comprise entre 0 et 90°.

Relaxation longitudinale (relaxation spin-réseau) Le phénomène de relaxation longitudinale est provoqué par un échange d'énergie entre les spins et leur environnement. Si on note M_z la composante longitudinale de $\boldsymbol{M}$, on a $M_z = M_0$ à l'équilibre et $M_z = 0$ après le basculement. Le retour de M_z à sa valeur de départ est alors régi par l'équation :

$$M_z(t) = M_0(1 - e^{-\frac{t}{T_1}}).$$

Cette relaxation, illustrée dans la figure E.3, est appelée relaxation T_1 ou relaxation spin-réseau. Elle correspond au retour à l'équilibre énergétique du système après l'excitation. Le retour à l'équilibre est d'autant plus long que T_1 est grand. Cette constante dépend en fait de la mobilité des atomes d'hydrogène.

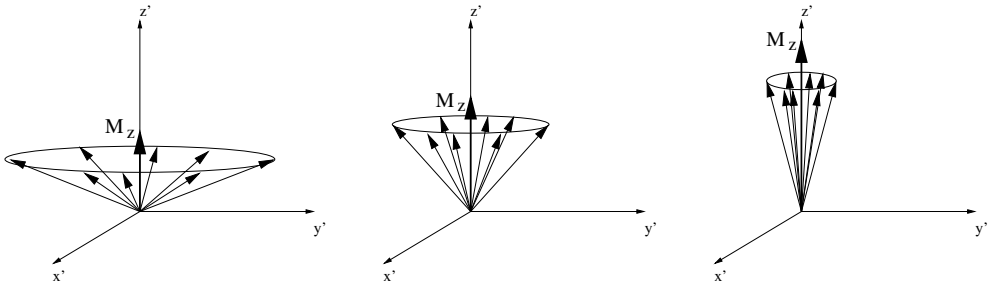

FIG. E.3 – Phénomène de relaxation longitudinale. Cette relaxation (ici observée dans un repère tournant à la vitesse de précession des spins) ramène la composante longitudinale M_z du vecteur aimantation $\boldsymbol{M}$ à sa valeur d'équilibre M_0, avec une constante de temps T_1.

Relaxation transversale (relaxation spin-spin) Le phénomène de relaxation transversale est provoqué par l'échange d'énergie entre les spins. Si on note M_{xy} la composante transversale de $\boldsymbol{M}$, on a $M_{xy} = 0$ à l'équilibre et $M_{xy} = M_0$ après un basculement de 90°. Le retour de M_{xy} à sa valeur de départ est alors régi par l'équation :

$$M_{xy}(t) = M_0 e^{-\frac{t}{T_2}}.$$

Le champ magnétique subi par chaque noyau est essentiellement composé par le champ $\boldsymbol{B_0}$. Toutefois, chaque noyau voisin apporte une légère contribution à ce champ total. Cette interaction entre les moments magnétiques provoque une modification de la précession des différents noyaux, qui finissent par perdre leur cohérence de phase, amenant ainsi la composante transversale de $\boldsymbol{M}$ à s'annuler. Cette relaxation, illustrée dans la figure E.4, est appelée relaxation T_2 ou relaxation spin-spin. Le temps T_2 dépend lui aussi de la mobilité des atomes d'hydrogène.

Une fois que la relaxation T_1 a ramené l'aimantation à sa valeur d'équilibre $\boldsymbol{M_0}$, parallèle à $\boldsymbol{B_0}$, il n'existe plus de composante transversale. Le temps de relaxation T_2 est donc nécessairement inférieur au temps de relaxation T_1.

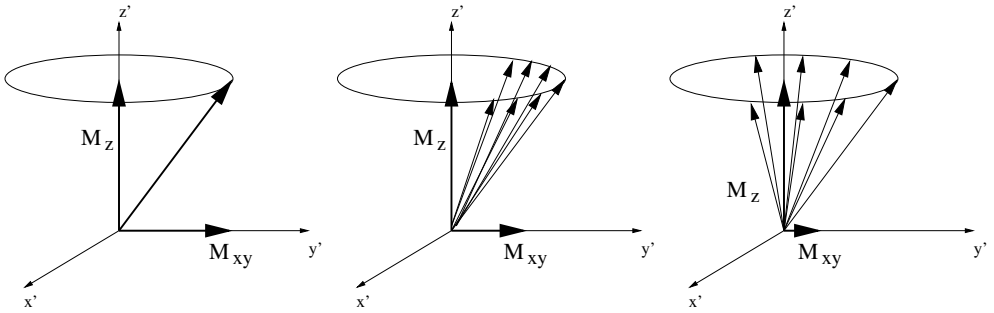

FIG. E.4 – Phénomène de relaxation transversale. Cette relaxation (ici observée dans un repère tournant à la vitesse de précession des spins), due à des vitesses de précession des moments magnétiques nucléaires légèrement différentes, se traduit par une perte de cohérence de phase aboutissant à une diminution exponentielle de la composante transversale M_{xy} du vecteur aimantation $\boldsymbol{M}$ vers sa valeur d'équilibre 0, avec une constante de temps T_2.

Mesure des paramètres de RMN

Mesure de la densité de protons La plupart des atomes d'hydrogène présents dans le corps humain se trouvent dans les molécules d'eau. Or, ce sont ces atomes qui sont détectés lors d'une expérience de RMN. La mesure de la densité de protons correspond au nombre de protons par unité de volume et est alors proportionnelle à la densité d'eau dans celui-ci. À titre d'exemple, les os présentent une densité très faible alors que le sang présente une densité élevée.

Pour un élément de volume donné, la densité de protons est simplement proportionnelle à l'amplitude initiale du signal RMN à la fin d'une excitation ayant provoqué un basculement de 90°.

Mesure du temps de relaxation T_1 La séquence d'impulsions RF la plus couramment employée pour calculer le temps de relaxation T_1 est dite séquence d'inversion-récupération. Cette séquence, illustrée dans la figure E.5, consiste à appliquer une impulsion à 180° suivie après un temps connu T_R (temps de répétition) par une impulsion à 90°. Supposons que le champ magnétique $\boldsymbol{B_0}$ soit le long de l'axe z d'un repère, dans un système de coordonnées cartésiennes. À l'équilibre, l'aimantation $\boldsymbol{M_0}$ est positionnée le long de l'axe z. Après la première impulsion (180°), l'aimantation se retrouve dans la même direction, mais en sens opposé : cette première phase est l'inversion. Pendant le temps T_R, la relaxation ramène l'aimantation $\boldsymbol{M}$ vers sa position d'équilibre $\boldsymbol{M_0}$. Dans la mesure où l'aimantation ne possède pas de composante transversale après la première impulsion, la seule relaxation qui intervient est la relaxation spin-réseau. L'extrémité du vecteur $\boldsymbol{M}$ part de l'axe z à la cote $-M_0$ et se dirige vers la cote M_0, qu'elle atteindrait si T_R était suffisant élevé. La vitesse à laquelle M se déplace sur l'axe z dépend alors uniquement de T_1. La valeur de la composante longitudinale de $\boldsymbol{M}$ pendant cette relaxation est alors donnée par :

$$M_z(t) = M_0(1 - 2e^{-\frac{t}{T_1}}).$$

Lorsque l'impulsion à 90° est appliquée à T_R, l'aimantation selon l'axe z est immédiatement convertie en aimantation transversale, et génère un signal RMN. L'amplitude initiale du signal S juste après cette impulsion est alors proportionnelle à la valeur de M_z juste avant l'impulsion :

$$S \propto M_z(T_R) = M_0(1 - 2e^{-\frac{T_R}{T_1}}).$$

Différentes acquisitions pour des valeurs distinctes de T_R peuvent alors permettre d'estimer très précisément T_1.

Mesure du temps de relaxation T_2 En supposant que le champ $\boldsymbol{B_0}$ soit parfaitement homogène et que l'échantillon placé dans ce champ ne présente aucune inhomogénéité, la courbe de décroissance de la composante transversale de l'aimantation permet d'avoir directement accès au temps de relaxation T_2. Ce n'est toutefois jamais le cas : $\boldsymbol{B_0}$ n'est pas parfaitement homogène et l'échantillon lui-même peut être responsable d'inhomogénéités. La désynchronisation des aimantations transversales élémentaires s'effectue alors plus vite que ne le prévoit le temps T_2. Le temps de relaxation correspondant, noté T_2^* est donc toujours inférieur à T_2.

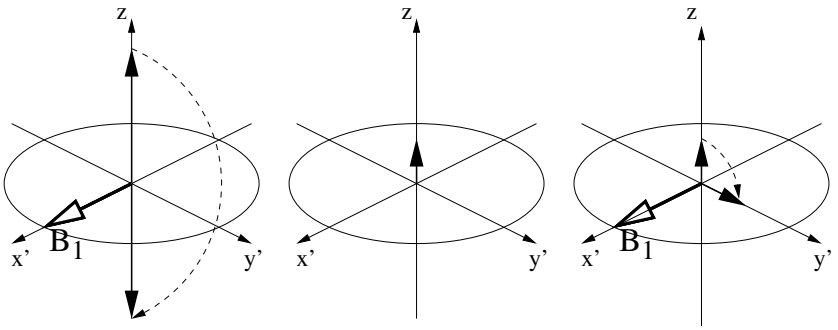

FIG. E.5 – Séquence d'inversion-récupération, observée dans un repère tournant à la vitesse de précession des spins. À gauche : la première impulsion de $\boldsymbol{B_1}$ provoque un basculement de 180° de l'aimantation. Au milieu : la relaxation ramène l'aimantation vers sa position d'équilibre initiale. À droite : une seconde impulsion de $\boldsymbol{B_1}$ provoque un basculement de 90° de cette aimantation qui devient alors transversale.

La séquence d'impulsion la plus commune pour mesurer le temps de relaxation T_2 est appelée séquence d'écho de spin, et est illustrée dans la figure E.6. Elle consiste en l'application d'une impulsion à 90° suivie d'une impulsion à 180°. Le temps séparant les deux impulsions est $\frac{T_E}{2}$ où T_E est appelé temps d'écho.

Lorsque l'impulsion à 90° est appliquée, le vecteur d'aimantation $\boldsymbol{M}$ pointe dans une direction du repère cartésien (par exemple l'axe y). Si une partie de l'échantillon est située dans une zone où le champ est légèrement plus faible (resp. légèrement plus fort) que $\boldsymbol{B_0}$, les noyaux de cette région précessent à une vitesse légèrement inférieure (resp. légèrement supérieure) à ω_L. Dans un espace de temps assez court, les aimantations se déphasent, les plus rapides prenant de l'avance, les moins rapides prenant du retard. La composante transversale de $\boldsymbol{M}$ diminue alors en fonction du temps T_2^*.

L'impulsion à 180°, appliquée à $\frac{T_E}{2}$, provoque une rotation des vecteurs d'aimantation de 180° autour de l'axe x. Le faisceau d'aimantations n'est alors plus centré autour de l'axe y, mais autour de l'axe $-y$. Les aimantations qui étaient en retard se retrouvent alors en avance, et vice-versa. En conséquence, après un nouveau temps $\frac{T_E}{2}$ suivant cette impulsion, soit après un temps T_E, toutes les aimantations se réalignent exactement sur $-y$. La composante transversale de $\boldsymbol{M}$ atteint alors un maximum local, appelé écho. L'amplitude de celui-ci est d'autant plus faible que le temps d'écho T_E est long. L'application d'une nouvelle impulsion à 180° au bout d'un temps $\frac{T_E}{2}$ recrée un deuxième écho au bout d'un temps $2T_E$, et ainsi de suite... Sur une séquence de ce type, dite multi-échos, on peut montrer que la décroissance des échos se fait selon une loi exponentielle dont la constante de temps correspond cette fois au temps T_2.

E.2 Acquisition d'une image RMN

E.2.1 Gradient de champ magnétique

L'un des concepts clefs d'un système d'IRM est celui de gradient de champ magnétique. Il permet en effet d'obtenir de l'information spatiale à partir d'un signal RMN. Un gradient de champ magnétique est simplement un champ additionnel ajouté au champ $\boldsymbol{B_0}$ et de faible valeur par rapport à celui-ci. L'amplitude de ce champ additionnel varie linéairement en fonction de la position le long de l'axe choisi. Par exemple, l'utilisation d'un champ de gradient G_x suivant x aboutit à la création d'un champ magnétique total de la forme :

$$B(x) = B_0 + xG_x.$$

Il est important de rappeler que le champ magnétique total doit toujours être dans la même direction que le champ $\boldsymbol{B_0}$ initial.

Il existe trois méthodes principales de discrimination spatiale : l'excitation sélective, le codage de fréquence et le codage de phase. Ces trois méthodes sont combinées dans les systèmes d'acquisition d'IRM.

E.2.2 Codage de fréquence

L'application d'un gradient de champ magnétique a pour effet de rendre l'amplitude du champ magnétique principal linéaire suivant la direction du gradient. La fréquence de RMN étant directement proportionnelle à cette

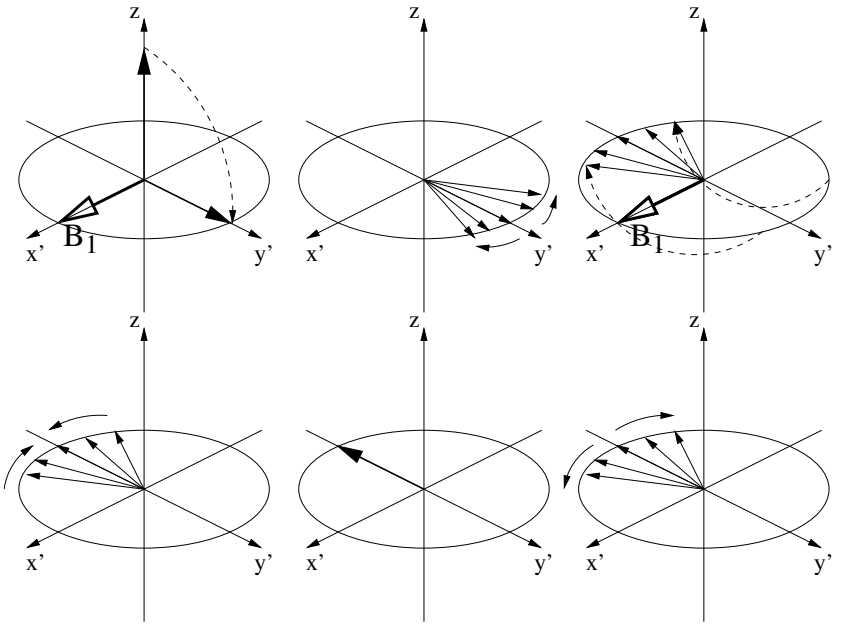

FIG. E.6 – Séquence d'écho de spin, observée dans un repère tournant à la vitesse de précession des spins. Première ligne : la première impulsion de $\boldsymbol{B_1}$ provoque un basculement de 90° de l'aimantation. Les différents moments magnétiques précessant à des vitesses légèrement différentes commencent à se déphaser, provoquant une diminution de la valeur de l'aimantation. Une seconde impulsion de $\boldsymbol{B_1}$ provoque un basculement de 180° de ces moments par rapport à x'. Seconde ligne : les différents moments magnétiques se rephasent pour aboutir à la formation de l'écho, puis continuent à se déphaser.

amplitude, l'application d'un gradient rend celle-ci dépendante de la position le long du gradient. Par exemple, si le gradient a pour direction l'axe x, on a :

$$\omega_L(x) = \gamma(B_0 + xG_x).$$

Le mécanisme du codage de fréquence, illustré dans la figure E.7, consiste à appliquer une impulsion à 90° afin d'exciter les spins, puis à activer le gradient de codage de fréquence (aussi appelé gradient de lecture) et à observer le signal RMN renvoyé en présence de ce gradient. Si un élément de volume se trouve à la position $x = 0$, le champ magnétique qui lui est appliqué est alors $\boldsymbol{B_0}$, et la fréquence de son signal RMN est $\omega_L(0) = \gamma B_0$. En revanche, s'il se trouve à une position x négative (resp. positive), il voit un champ magnétique inférieur (resp. supérieur) à $\boldsymbol{B_0}$, et a donc une fréquence de signal RMN inférieure (resp. supérieure) à $\omega_L(0)$. Ainsi, l'amplitude du signal RMN obtenu pour une fréquence donnée est proportionnelle à la quantité d'eau contenue dans le plan perpendiculaire à la direction du gradient et correspondant à cette fréquence. Une transformée de Fourier permet d'extraire aisément ce type d'information. Cette première méthode autorise donc le codage de l'information spatiale par l'intermédiaire des fréquences du signal RMN.

Écho de gradient Des problèmes peuvent se poser si l'on tente de mesurer le signal RMN immédiatement après l'excitation avec un gradient de codage de fréquence. En effet, il est alors important de ne pas manquer le début du signal. Il est donc préférable d'enregistrer ce signal comme un écho de spin, généré par une inversion du gradient de codage de fréquence. Cette méthode est appelée écho de gradient. Les spins, le long du gradient, subissent des champs magnétiques de différentes amplitudes. Ils précessent à des vitesses différentes et se déphasent alors de manière ordonnée. Un écho de gradient est formé en appliquant premièrement une impulsion de gradient négative, qui déphase les spins, puis en laissant ces mêmes spins se rephaser en présence du gradient positif. Le signal écho est échantillonné N fois (pour une image de largeur N), en commençant avant le centre de l'écho et en terminant après ce dernier.

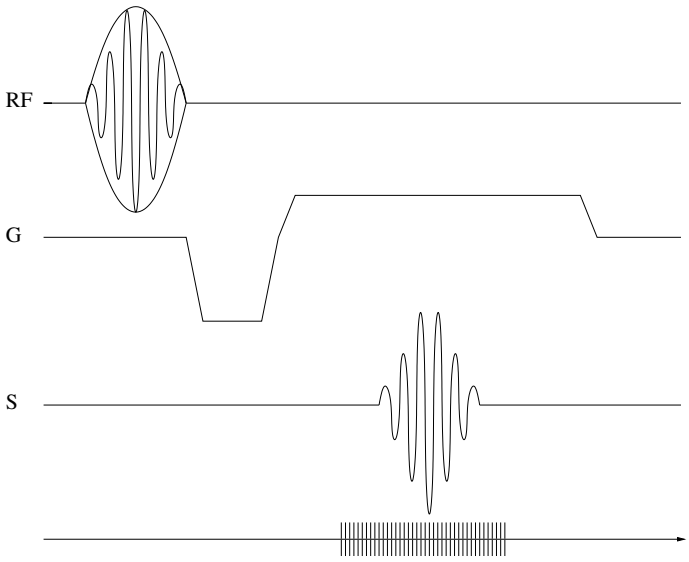

FIG. E.7 – Codage de fréquence. Le temps est représenté en abscisse. La première ligne représente le moment de l'impulsion radiofréquence qui provoque un basculement de 90° de l'aimantation. La seconde ligne représente la valeur du gradient appliqué. Un premier gradient négatif est appliqué juste après l'impulsion RF pour déphaser les moments magnétiques nucléaires. Un gradient positif suit immédiatement afin de les rephaser et provoquer un écho. Sur la ligne suivante, le signal RMN représenté est maximal au moment de l'écho. La dernière ligne indique le moment de l'échantillonnage de ce signal.

E.2.3 Excitation sélective

L'excitation sélective est le mécanisme, illustré dans la figure E.8, grâce auquel le signal RMN peut être restreint à une coupe choisie. La fréquence de résonance d'un point correspondant au champ magnétique vu, si chaque point voit un champ différent, il possède donc une fréquence de résonance propre. Cette fréquence étant attendue et précise, il suffit alors d'identifier le point par sa raie de résonance sur l'axe des fréquences dans le signal de réception.

En modulant le champ $\boldsymbol{B_0}$ point par point, il devient possible d'effectuer en chaque point une acquisition du signal RMN. Dans la pratique, on effectue cette opération en appliquant, dans une direction, un gradient de champ magnétique qui code en fréquence les différents points de l'espace dans cette direction. Un gradient de champ magnétique (par exemple dans la direction z) correspond à l'application d'un champ magnétique local de même direction que $\boldsymbol{B_0}$, mais dont l'intensité varie linéairement en fonction de la distance z par rapport à l'origine des axes. L'intensité B_g de ce gradient de champ magnétique dans la direction z s'exprime alors par :

$$B_g(z) = zG_z,$$

z étant la cote du point dans la direction z et G_z une constante correspondant à la valeur du gradient.

Ainsi, deux petits volumes V_1 et V_2 situés respectivement à des cotes z_1 et z_2, voient, en l'absence de gradient de champ, le même champ $\boldsymbol{B_0}$ et résonnent à la même fréquence. Le signal RMN correspondant est une raie de résonance à la fréquence ω_L dont l'amplitude est proportionnelle au volume $V_1 + V_2$. En revanche, si l'on applique le gradient de champ dans la direction z et que l'on répète l'expérience, le volume V_1 à la cote z_1 voit un champ :

$$B_0^1 = B_0 + G_z z_1,$$

il résonne donc à une fréquence :

$$\omega_L^1 = \gamma B_0^1 = \gamma(B_0 + G_z z_1).$$

De manière similaire, le volume V_2 situé en z_2 résonne à une fréquence :

$$\omega_L^2 = \gamma(B_0 + G_z z_2).$$

Si cette expérience est répétée en envoyant, en présence du gradient, non seulement la fréquence ω_L mais une largeur de bande autour de ω_L qui contienne les fréquences ω_L^1 et ω_L^2, on obtient après l'excitation, un signal

constitué de deux raies, l'une à ω_L^1 dont l'amplitude est proportionnelle au volume V_1, l'autre à ω_L^2 dont l'amplitude est proportionnelle au volume V_2. On remarque que la distance en fréquence entre ces deux points est :

$$\Delta\omega = \omega_L^2 - \omega_L^1 = \gamma G_z(z_2 - z_1).$$

En conséquence, $\Delta\omega$ est proportionnel à Δz. L'espace est ainsi codé en fréquence dans la direction z. De la même manière, on peut coder l'espace dans les trois directions : il suffit d'utiliser trois gradients, chacun codant l'espace dans une direction.

En présence d'un gradient dans cette direction z, les plans de cote z_1 et z_2 ont des fréquences de résonance ω_L^1 et ω_L^2 qui leur sont propres. Pour exciter uniquement l'un de ces deux plans (par exemple le plan de cote z_1), il suffit d'envoyer dans la bobine radiofréquence, en présence du gradient, un signal qui corresponde à la fréquence ω_L^1. Les points non situés dans le plan de cote z_1 ayant des fréquences de résonance différentes de ω_L^1, ne vont pas résonner à cette fréquence. Le signal RMN enregistré après la phase d'excitation ne contient donc que des points situés dans le plan z_1. Pour exciter une tranche à la cote z_1 qui ait une épaisseur Δz, il suffit d'envoyer dans la bobine radiofréquence, en présence du gradient, un signal centré sur la fréquence ω_L^1 et qui ait une largeur de bande :

$$\Delta\omega_L = \gamma G_z \Delta z.$$

Après avoir lancé le signal, un gradient négatif est appliqué pour remettre les spins en phase dans la coupe.

Ainsi, l'orientation des gradients détermine l'orientation du plan de coupe, le choix de la fréquence centrale de l'impulsion radiofréquence règle le niveau du plan de coupe dans la direction choisie, et celui de la largeur de bande $\Delta\omega_L$ autour de la fréquence centrale règle l'épaisseur de coupe.

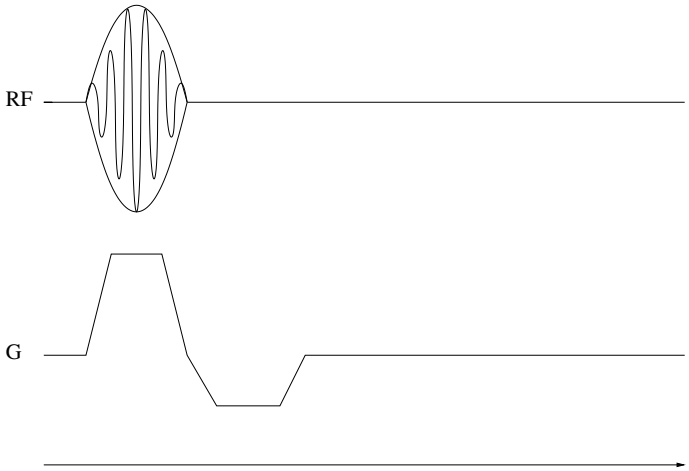

FIG. E.8 – Excitation sélective. Le temps est représenté en abscisse. La première ligne représente le moment de l'impulsion radiofréquence dont la fréquence spécifique provoque un basculement de l'aimantation de la zone souhaitée. La seconde ligne représente la valeur du gradient appliqué. Un premier gradient positif est appliqué au moment de l'impulsion RF pour attribuer à chaque coupe de l'objet une fréquence de résonance distincte. Un gradient négatif suit immédiatement pour rephaser les spins.

E.2.4 Codage de phase

Afin de comprendre cette troisième méthode de discrimination spatiale, observons le comportement des spins durant la séquence de lecture lors d'un écho de gradient. La première donnée, échantillonnée juste après la fin du gradient de déphasage et le début du gradient de lecture, contient des spins qui ont été déphasés et n'ont eu que très peu de temps pour commencer à se rephaser. Leur déphasage est donc celui qu'ils auraient subi en présence d'un gradient de déphasage négatif à peine plus faible que le gradient de déphasage initial. Dans la donnée échantillon suivante, le déphasage est un peu plus faible, dû à l'application un peu plus longue du gradient de lecture. Au centre de l'écho ($N/2^{\text{e}}$ donnée échantillonnée), les effets du gradient de déphasage et du gradient de lecture s'annulent. Les spins se comportent alors comme s'ils avaient subi un gradient nul. De la même manière, à la N^{e} donnée échantillonnée, ils se comportent comme s'ils avaient subi un gradient de déphasage positif ayant la même amplitude que la moitié du gradient de lecture. Ainsi, les N signaux échantillonnés auraient pu être

obtenus non pas en observant le signal en présence d'un gradient à N temps différents, mais en effectuant N excitations séparées appliquant une valeur de déphasage différente (impulsion de gradient de codage de phase), avant d'échantillonner le signal une seule fois.

Cette méthode, visant à effectuer N mesures séparées, est appelée codage de phase car elle consiste à faire varier la phase de précession des aimantations en fonction de la direction le long du champ de gradient. Considérons une colonne de spins le long de la direction du codage de phase, telle que celle illustrée dans la figure E.9. Supposons qu'une impulsion de 90° vienne d'être appliquée. Immédiatement après cette impulsion, les aimantations sont en phase. Une fois le gradient de codage de phase activé (ici suivant y), le champ magnétique varie linéairement en fonction de la position le long de la colonne de spins. Si le gradient est positif, les spins en haut (resp. en bas) de la colonne subissent un champ plus élevé (resp. moins élevé) que ceux du milieu, et précessent donc plus vite (resp. moins vite) que ceux-ci. Tant que le gradient est activé, les spins se déphasent relativement les uns aux autres. Une fois désactivé, tous les spins se mettent à précesser à la même vitesse et restent donc déphasés, l'angle de déphasage dépendant de la position le long de la direction. À une position donnée, la somme des déphasages dépend également de l'amplitude du gradient appliqué. Le signal RMN obtenu étant la somme des tous les spins, il dépend donc de l'amplitude du gradient mais aussi de la distribution des noyaux le long de la direction du gradient. En supposant que le gradient soit dirigé suivant y, la phase de l'aimantation est alors fournie par :

$$\phi(y) = \gamma y \int_0^T G_y dt,$$

où T est le temps d'application du gradient et G_y est l'amplitude de ce dernier.

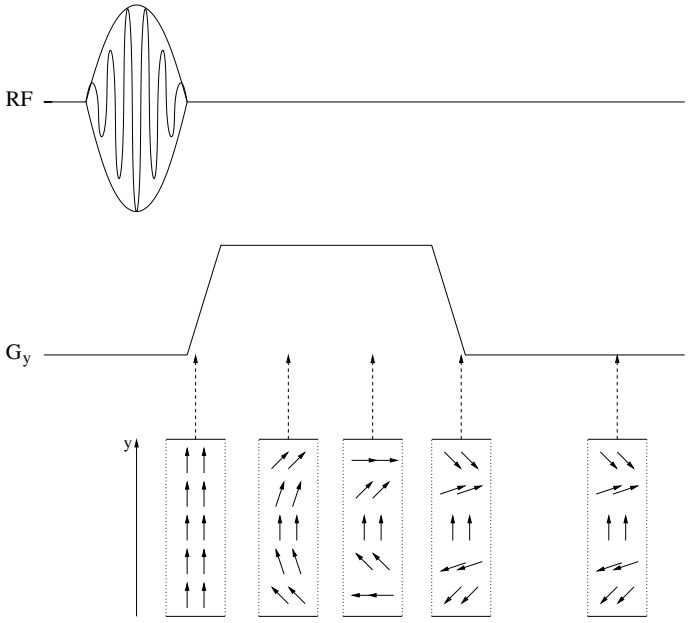

FIG. E.9 – Codage de phase. Comportement d'une colonne de spins avant, pendant et après l'application d'un gradient de codage de phase. La direction du gradient est verticale dans le repère des colonnes de spins. Le déphasage subi par les spins est variable suivant la position sur l'axe du gradient. Après l'application, les spins conservent le déphasage acquis.

E.2.5 Calcul effectif

La reconstruction d'une image IRM utilise les trois discriminations spatiales précédemment étudiées : l'excitation sélective pour définir la coupe étudiée, le codage de fréquence le long d'une direction de la coupe et le codage de phase suivant une direction orthogonale. L'idée principale est que la projection unidimensionnelle de l'échantillon (obtenue par codage de fréquence) est la transformée de Fourier du signal RMN, qui évolue dans le temps en présence d'un champ de gradient. Pour étendre cette technique à deux dimensions spatiales, il faut que cette transformée puisse évoluer dans une seconde dimension de temps, en présence d'un second champ de gradient perpendiculaire au premier. C'est ce que le codage de phase réalise. L'évolution du signal en temps réel

en présence du gradient de lecture est réalisée plusieurs fois (plusieurs séquences) avec différents gradients de codage de phase. Le changement du signal RMN d'un écho au suivant est alors équivalent à son évolution dans le pseudo-temps.

Considérons dans l'explication suivante, illustrée dans la figure E.10, que l'excitation sélective se fait suivant z, le codage de fréquence suivant x et le codage de phase suivant y. Considérons, par ailleurs, l'action du gradient G_x sur un paquet de spins à la position (x, y) dans la coupe étudiée. La présence de ce champ de gradient introduit un décalage de la phase de l'aimantation dépendant du temps et de la position sur x. Ce décalage, exprimé dans un repère lié à la rotation des spins, s'exprime par :

$$\Delta\phi = \int_{t_0}^{T} \gamma x G_x dt = \gamma x \int_{t_0}^{T} G_x dt.$$

Si G_x est constant, il vient :

$$\Delta\phi = \gamma x G_x (T - t_0),$$

où t_0 est le temps de mise en activation du gradient, et T est le temps réel.

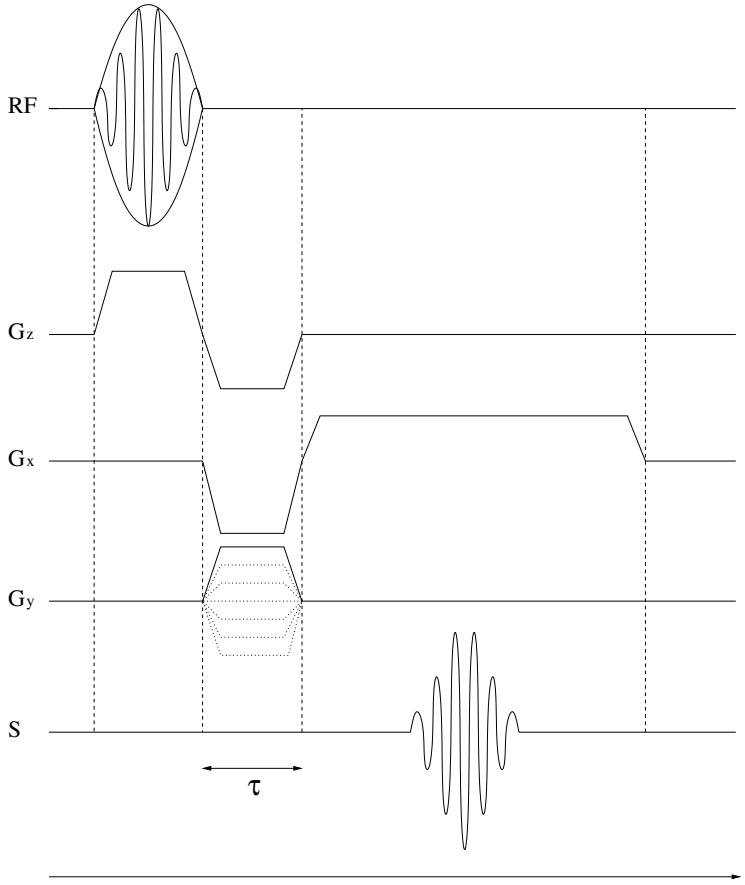

FIG. E.10 – Mécanisme d'acquisition d'une IRM. Le temps est représenté en abscisse. La première ligne correspond à l'impulsion radiofréquence provoquant un basculement de 90° des spins d'une coupe de l'image. Le choix de cette coupe se fait par excitation sélective (deuxième ligne), ici suivant l'axe z. Un gradient positif est appliqué, attribuant à chaque coupe une fréquence de résonance différente. La coupe possédant alors la fréquence de résonance identique à celle de l'impulsion RF voit son aimantation basculer. Un gradient négatif est ensuite appliqué pour corriger le déphasage généré. L'application d'un gradient positif (troisième ligne) suivant l'axe x permet de coder cette direction en fréquence. Elle est précédée d'un gradient négatif destiné à créer un écho de gradient. Enfin, la quatrième ligne représente le codage de phase suivant l'axe y. Ce codage nécessite un nombre d'acquisitions proportionnel à la taille de l'image suivant l'un des deux axes. Pour une image de 128^2 pixels, il faudra donc 128 acquisitions, avec un gradient de phase différent pour chacune d'elles. La dernière ligne représente le signal : pour une coupe, ce signal est différent en fréquence et en phase suivant deux dimensions spatiales, et évolue suivant deux dimensions temporelles.

L'application du gradient de codage de phase a également pour effet de produire un décalage de phase qui dépend cette fois de la position y et d'un pseudo-temps T'. Ce décalage de phase après la durée τ d'application du

gradient est alors :

$$\Delta\phi_\tau = \int_\tau \gamma y G_y dt = \gamma y G'_y T',$$

où :

$$\int_\tau G_y dt = G'_y T'.$$

Ici, T' est le pseudo-temps et G'_y est le gradient effectif dans ce pseudo-temps. L'intervalle de temps τ étant fixe, le gradient réel appliqué G_y doit être proportionnel à T'. L'amplitude de chaque G_y varie en fonction du nombre d'excitations n (numéro de séquence) suivant la formule :

$$\int_\tau G_y dt = G_0(n - \frac{N}{2}),$$

pour $n = 1$ à N.

La densité de spin P peut alors s'exprimer comme une transformée de Fourier 2D du signal RMN S, fonction du temps réel t et du pseudo-temps n :

$$P(x, y) = K\left| \iint S(t, n) e^{-jxt\gamma G_x} e^{-jyn\gamma G_y} dtdn \right|.$$

Toutefois, les variables t et n n'appartenant pas au domaine continu (les valeurs de S sont échantillonnées), il vient :

$$P(x, y) = K\left| \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} S(m, n) e^{-2\pi jx\frac{m}{M}} e^{-2\pi jy\frac{n}{N}} \right|,$$

où M et N correspondent aux dimensions de la matrice image.

Annexe F

Publications relatives aux travaux présentés

Cette annexe dresse la liste des publications auxquelles les travaux présentés ont donné lieu. Concernant les articles de conférence, les publications 1, 3, 4 et 6 ont été présentées sous forme de communication orale, et les publications 2 et 5 sous forme de poster.

Journaux internationaux

1. N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach, C. Maillot et C. Jahn. « Region-growing segmentation of brain vessels : An atlas-based automatic approach ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 21(6) :715–725, juin 2005.

2. N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach et C. Maillot. « Magnetic resonance angiography : From anatomical knowledge modeling to vessel segmentation ». *Medical Image Analysis*, en cours de révision.

Conférences internationales avec comité de lecture et publication des actes

1. N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach, C. Maillot et C. Jahn. « Atlas-based method for segmentation of cerebral vascular tree from phase-contrast magnetic resonance angiography ». Dans J.M. Fitzpatrick et M. Sonka, éditeurs, *Medical Imaging : Image Processing 2004, Proceedings*, volume 5370, pages 420–431, San Diego, Californie, États-Unis, 16-19 février 2004. SPIE.

2. N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio et J.-P. Armspach. « Automatic parameterization of grey-level hit-or-miss operators for brain vessel segmentation ». Dans *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing - ICASSP'05, 30th International Conference, Proceedings*, volume 2, pages 737–740, Philadelphie, Pennsylvanie, États-Unis, 18-23 mars 2005. IEEE Signal Processing Society.

3. N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach et J. Foucher. « Using watershed and multimodal data for vessel segmentation : Application to the superior sagittal sinus ». Dans C. Ronse, L. Najman et É. Decencière, éditeurs, *Mathematical Morphology : 40 years on. Proceedings of the 7th International Symposium on Mathematical Morphology*, volume 30 de *Computational Imaging and Vision*, pages 419–428, Paris, France, 18-20 avril 2005. Springer SBM.

4. D. Chillet, N. Passat, M.-A. Jacob-Da Col et J. Baruthio. « Thickness estimation of discrete tree-like tubular objects : Application to vessel quantification ». Dans H. Kalviainen, J. Parkkinen et A. Kaarna, éditeurs, *Scandinavian Conference on Image Analysis - SCIA'05, 14th Scandinavian Conference, Proceedings*, volume 3540 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 263–271, Joensuu, Finlande, 19-22 juin 2005.

Springer.

5. N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach et C. Maillot. « Cerebral vascular atlas generation for anatomical knowledge modeling and segmentation purpose ». Dans C. Schmid, S. Soatto et C. Tomasi, éditeurs, *Computer Vision and Pattern Recognition - CVPR'05, 23rd International Conference, Proceedings*, volume 2, pages 331–337, San Diego, Californie, États-Unis, 20-26 juin 2005. IEEE Computer Society.

6. N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.-P. Armspach, M. Bosc et J. Foucher. « Using multimodal MR data for segmentation and topology recovery of the cerebral superficial venous tree ». Dans G. Bebis *et al.*, éditeurs, *International Symposium on Visual Computing - ISVC'05, 1st International Symposium, Proceedings*, volume 3804 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 60–67, Lake Tahoe, Nevada, États-Unis, 5-7 décembre 2005. Springer.