

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE
À L'OBTENTION DE LA
MAÎTRISE EN GÉNIE DES TECHNOLOGIES DE LA SANTÉ
M. Ing.

PAR
Caroline LAU

SUIVI DU MICROGUIDE SUR IMAGES FLUOROSCOPIQUES
EN INTERVENTION NEURORADIOLOGIQUE

MONTRÉAL, LE 21 MAI 2010

©Tous droits réservés, Caroline Lau, 2010

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Jacques A. de Guise, directeur de mémoire
Département de génie de la production automatisée à l'École de technologie supérieure

M. Gilles Soulez, codirecteur
Département de radiologie au Centre hospitalier de l'Université de Montréal

M. Jacques-André Landry, président du jury
Département de génie de la production automatisée à l'École de technologie supérieure

M. Jean-Marc Lina, membre du jury
Département de génie électrique à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 14 JUIN 2010

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

La réalisation de ce projet a été possible grâce à la supervision de mon directeur de recherche M. Jacques A. de Guise, professeur au département de génie en production automatisée à l'École de technologie supérieure et directeur du Laboratoire de recherche en imagerie et orthopédie (LIO). Je le remercie sincèrement pour ses conseils au cours du projet, pour la confiance qu'il m'a accordée dès mon arrivée au LIO et pour son appui financier. Je remercie aussi mon codirecteur de recherche, M. Gilles Soulez, professeur et radiologue au département de radiologie au Centre hospitalier de l'Université de Montréal (CHUM) pour ses conseils précieux et pour les révisions à différentes étapes du projet.

Ce projet de maîtrise s'inscrit dans une initiative de plus grande envergure, supportée financièrement par le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG) en partenariat coopératif recherche et développement avec la compagnie Siemens. Je remercie nos collaborateurs, M. Marcus Pfister de la compagnie Siemens, et M. Daniel Roy, neuroradiologue au CHUM Hôpital Notre-Dame, avec qui des discussions animées ont permis une meilleure compréhension du contexte clinique de ce projet, et à son équipe pour l'acquisition d'images fluoroscopiques et la segmentation manuelle des images.

Merci aux professionnels de recherche du LIO pour leur aide précieuse, notamment Simon Lessard, Ramnada Chav, Benoit Godbout, Thierry Cresson et Gerald Parent. Je remercie aussi Brigitte Dubreuil pour son soutien administratif et en particulier pour ses rayons de soleil.

Finalement, je tiens aussi à remercier ma famille qui croit fort en moi et ma sœur Catherine pour sa patience et ses corrections. Merci aussi à mes chers amis, qui se reconnaîtront, pour leurs encouragements en temps difficile et pour les joies partagées.

SUIVI DU MICROGUIDE SUR IMAGES FLUOROSCOPIQUES EN INTERVENTION NEURORADIOLOGIQUE

Caroline LAU

RÉSUMÉ

La rupture d'anévrismes cérébraux présente des taux de mortalité et de morbidité élevés. Le traitement privilégié en prévention de la rupture est l'intervention endovasculaire qui consiste en la navigation d'un microguide et d'un microcathéter vers le site de l'anévrisme pour y déposer des filaments de platine. Cette intervention délicate s'effectue grâce à un système d'imagerie fluoroscopique qui n'offre au maximum que deux plans de vue bidimensionnels. Les cliniciens doivent donc reconstruire mentalement la scène tridimensionnelle dans laquelle ils travaillent. Afin d'offrir un outil de visualisation 3D en temps réel durant les interventions, nous proposons une méthode de suivi du microguide en temps quasi-réel sur images fluoroscopiques qui servira à la reconstruction 3D de l'outil de navigation.

La méthode de suivi développée nécessite trois étapes principales : le rehaussement de l'image par la méthode de Frangi, la segmentation de l'outil par chemin minimal dans une image anamorphosée et la localisation des extrémités. La méthode est testée sur neuf séquences fluoroscopiques pour un total de 506 images. On obtient une précision de $0,08 \pm 0,09$ mm sur le suivi du mouvement latéral du microguide et de $1,09 \pm 2,24$ mm sur le suivi de l'extrémité distale. Les taux de succès sont 95 % et de 82 % respectivement. Le temps de traitement moyen est de $0,006 \pm 0,007$ secondes par image. Ces résultats démontrent la faisabilité du suivi du microguide en temps quasi-réel avec un bon taux de réussite. Des améliorations peuvent toutefois être apportées à la localisation des extrémités et une validation en ligne est souhaitable pour démontrer la capacité d'implantation clinique de la méthode.

Mots-clés : fluoroscopie, suivi, microguide, rehaussement, temps réel

GUIDEWIRE TRACKING ON FLUOROSCOPIC IMAGES FROM NEURORADIOLOGICAL INTERVENTIONS

Caroline LAU

ABSTRACT

Ruptures of cerebral aneurysms present high mortality and morbidity rates. The current preferred treatment for rupture prevention is the embolisation of the cerebral aneurysm. This endovascular treatment requires the navigation of a guidewire and microcatheter within cerebral arteries. Platinum coils are then released within the aneurysm to induce thrombosis. This delicate procedure is performed with the use of a fluoroscopic imaging system, which provides clinicians with only two two-dimensional views. However, clinicians must mentally reconstruct the 3D scene. In order to offer a 3D real-time visualisation software for use during interventions, a method for robust guidewire tracking in near real-time on fluoroscopic images is proposed.

The main steps of the method consist of line structure enhancement filtering using an adapted version of Frangi's vessel enhancement filter, mapping of the image space to a vertical space, minimal path segmentation and endpoint localisation. The method was tested on nine fluoroscopic sequences with a total of 506 images. We obtained a precision of 0.08 ± 0.09 mm in lateral guidewire movement and 1.09 ± 2.24 mm for tip localisation. Guidewire tracking success rate is at 95 % and tip tracking success rate is at 82 %. Mean computational time is 0.006 ± 0.007 seconds per image. These results show that robust guidewire tracking in near real-time with good tracking success is possible. Nonetheless, tip tracking can be improved to achieve better performance. An additional validation process including on-line guidewire tracking should be performed to confirm real-time capabilities.

Keywords : guidewire tracking, fluoroscopy, enhancement, real-time

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	2
1.1 Les anévrismes cérébraux	2
1.1.1 Classification.....	2
1.1.2 Localisation.....	3
1.1.3 Causes	4
1.1.4 Diagnostic et symptômes	5
1.2 Les traitements	6
1.2.1 La chirurgie.....	6
1.2.2 Le traitement endovasculaire	7
1.2.2.1 Les outils thérapeutiques.....	8
1.3 Le système fluoroscopique	10
1.3.1 L'appareil.....	10
1.3.2 Les images fluoroscopiques.....	12
1.3.3 Les logiciels de visualisation	14
1.4 Le traitement d'images	16
1.4.1 Le traitement d'images - rehaussement	17
1.4.1.1 Filtres homomorphiques	17
1.4.1.2 Filtres isotropiques et anisotropiques.....	18
1.4.2 Rehaussement des images fluoroscopiques	18
1.4.2.1 Rehaussement par la méthode de Frangi	19
1.4.2.2 Rehaussement utilisant une banque de filtres directionnels	21
1.5 Le traitement d'images - segmentation.....	25
1.5.1 Segmentation à partir d'une forme <i>a priori</i>	26
1.5.2 Chemin minimal.....	27
1.5.3 Suivi du microguide.....	29
1.5.4 Détection de mouvement	32
1.6 Validation en traitement d'images médicales	33
1.6.1 Critères de validation	34
1.6.2 Référence absolue (<i>gold standard</i>) et <i>bronze standard</i>	34
1.6.3 Mesures de distance	35
1.6.4 Courbes <i>receiver-operating-characteristics</i> (ROC)	37
1.7 Problématique et objectifs.....	38
1.7.1 Contexte du projet.....	38
1.7.2 Objectifs.....	40
CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE	41
2.1 Rehaussement des images.....	42
2.1.1 Implémentation des méthodes de Frangi et du DDFB.....	42
2.1.2 Comparaison des méthodes : ROC, AUC.....	44

2.2	Algorithme de suivi du microguide	44
2.2.1	Critères de performance	45
2.2.2	Connaissance <i>a priori</i>	47
2.2.3	Région d'intérêt (ROI)	47
2.2.4	Prétraitement de l'image	49
2.2.5	Anamorphose de l'image	49
2.2.6	Chemin minimal	50
2.2.7	Critères d'appartenance des points	51
2.2.8	Localisation des extrémités	52
2.3	Méthodes de Validation	53
2.3.1	<i>Bronze standard</i>	54
2.3.2	Évaluation de la performance	55
2.3.2.1	Précision	55
2.3.2.2	Robustesse	57
2.3.2.3	Fiabilité	57
2.3.2.4	Détection d'incidents	58
2.3.2.5	Rapidité	58
2.3.2.6	Automatisme	58
2.3.3	Comparaison avec d'autres études	58
	CHAPITRE 3 RÉSULTATS	60
3.1	Comparaison des méthodes de rehaussement de Frangi et du DDFB	60
3.1.1	Méthode de comparaison des méthodes : ROC, AUC	63
3.2	Algorithme de suivi du microguide	65
3.2.1	Connaissance <i>a priori</i>	65
3.2.2	Région d'intérêt (ROI)	65
3.2.3	Prétraitement de l'image	67
3.2.4	Anamorphose de l'image	67
3.2.5	Chemin minimal	68
3.2.6	Critères d'appartenance des points	69
3.2.7	Localisation des extrémités	69
3.3	Méthodes de Validation	71
3.3.1	Bronze standard	71
3.3.2	Évaluation de la performance	73
3.3.2.1	Précision	73
3.3.2.2	Robustesse	74
3.3.2.3	Détection d'incidents	76
3.3.2.4	Fiabilité	77
3.3.2.5	Rapidité	78
3.3.2.6	Automatisme	79
	CHAPITRE 4 DISCUSSION	80
4.1	Rehaussement de l'image fluoroscopique	80
4.2	Performance de l'algorithme de suivi	80
4.2.1	Précision	81

4.2.2	Robustesse.....	83
4.2.3	Fiabilité	85
4.2.4	Détection d'incidents	85
4.2.5	Rapidité.....	86
4.2.6	Automatisme.....	86
CONCLUSION.....		87
RECOMMANDATIONS		88
ANNEXE I	Les échelles de Hunt et Hess et de Fischer	89
ANNEXE II	Approbation du comité d'éthique du CHUM	90
ANNEXE III	Approbation du comité d'éthique de l'ÉTS	91
ANNEXE IV	Guide de l'utilisateur de l'interface ValidTool.....	93
BIBLIOGRAPHIE.....		100

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1 Résultats de Baert, van Walsum et Niessen (2003)	31
Tableau 1.2 Résultats de Spiegel <i>et al.</i> (2009)*	32
Tableau 1.3 Matrice de décision	37
Tableau 2.1 Mesures associées aux critères de performance.....	46
Tableau 2.2 Équations des mesures de précision.....	56
Tableau 3.1 Erreur moyenne D	73
Tableau 3.2 Erreur D_{RMS}	74
Tableau 3.3 Erreur de l'extrémité distale D_{TIP}	74
Tableau 3.4 Taux de succès du suivi du microguide (%).....	75
Tableau 3.5 Taux de succès du suivi de l'extrémité distale du microguide (%)	75
Tableau 3.6 Échecs enregistrés	76
Tableau 3.7 Détection de la ROI	77
Tableau 3.8 Variation de D entre les trois essais.....	77
Tableau 3.9 Temps de traitement par image.....	78
Tableau 4.1 Comparaison de la précision avec la littérature	81
Tableau 4.2 Variabilités de l'algorithme et des observateurs.....	85

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1 Anévrismes cérébraux.	3
Figure 1.2 Localisation des anévrismes.	4
Figure 1.3 Le traitement chirurgical.	7
Figure 1.4 Outils thérapeutiques.	9
Figure 1.5 Appareil fluoroscopique.	10
Figure 1.6 Distorsion en coussinet.	11
Figure 1.7 Fluoroscopes.	12
Figure 1.8 Images typiques en fluoroscopie (I).	13
Figure 1.9 Images typiques en fluoroscopie (II).	14
Figure 1.10 Étapes du filtre homomorphique.	18
Figure 1.11 Filtres du DDFB sur trois étapes.	23
Figure 1.12 Effets du DDFB à chaque étape - domaine spectral.	24
Figure 1.13 Illustration de la segmentation à partir d'une forme <i>a priori</i>	27
Figure 1.14 Illustration du chemin minimal.	28
Figure 1.15 Une courbe ROC.	38
Figure 2.1 Une image fluoroscopique.	42
Figure 2.2 Chemin minimal sur I_S	50
Figure 2.3 Plan de validation.	54
Figure 3.1 Rehaussement des structures linéaires.	60
Figure 3.2 Sorties des filtres homomorphiques.	61
Figure 3.3 Images directionnelles rehaussées par un filtre Frangi adapté.	62
Figure 3.4 Comparaison du résultat du DDFB.	63

Figure 3.5 AUC moyenne selon les méthodes de Frangi et du DDFB.....	64
Figure 3.6 Temps de traitement par image.....	64
Figure 3.7 Images avec conditions initiales.....	65
Figure 3.8 Images rognées.....	66
Figure 3.9 Démonstration de la ROI variable.....	67
Figure 3.10 Illustration des vecteurs d'acquisition.....	68
Figure 3.11 Anamorphose et chemin minimal.....	68
Figure 3.12 Profil de gradient le long du chemin minimal.....	69
Figure 3.13 Localisation des extrémités.....	70
Figure 3.14 Résultat final.....	71
Figure 3.15 Interface ValidTool.....	72
Figure 3.16 Temps de traitement par image.....	79
Figure 4.1 Premières images des neuf séquences testées (images rognées).....	84

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AUC	<i>Area under the curve</i> (aire sous la courbe)
CT	<i>Computed tomography</i> (tomodensitométrie)
DICOM	<i>Digital Imaging and Communications in Medicine</i>
DSA	<i>Digital subtraction angiography</i> (soustraction numérique angiographique)
DDFB	<i>Decimation-free digital filter bank</i> (banque de filtres directionnels)
CHUM	Centre hospitalier de l'Université de Montréal
CRCHUM	Centre de recherche du CHUM
CRSNG	Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada
ÉTS	École de technologie supérieure
LIO	Laboratoire de recherche en imagerie et orthopédie
ROI	<i>Region of interest</i> (région d'intérêt)
ROC	<i>Receiver operating characteristic</i>
RMS	<i>Root mean square</i> (erreur quadratique moyenne)
WFNS	<i>World Federation of Neurological Surgeons</i>

INTRODUCTION

Les anévrismes cérébraux sont des faiblesses de la paroi des artères intracrâniennes. Leurs ruptures peuvent être lourdes de conséquences : 10 % des patients en meurent avant leur arrivée à l'hôpital; seulement 50 % survivront le premier mois suivant la rupture de l'anévrisme; parmi ces derniers, 50 % souffriront de troubles neurologiques, allant des troubles de vision aux troubles moteurs telle la paralysie (Brisman *et al.*, 2009). Les anévrismes cérébraux sont une pathologie mortelle et morbide qui affecte entre 10 et 15 millions de personnes aux États-Unis avec une incidence de 30 000 personnes par année (Singer, Ogilvy et Rordorf, 2009b).

Le traitement privilégié de prévention de la rupture est l'intervention endovasculaire qui consiste en la navigation d'un microguide et d'un microcathéter vers le site de l'anévrisme pour y déposer des filaments de platine. Cette intervention délicate s'effectue grâce à un système d'imagerie fluoroscopique permettant aux cliniciens de visualiser les marqueurs radio-opaques des outils thérapeutiques utilisés. Ce système d'imagerie n'offre au maximum que deux vues bidimensionnelles et les cliniciens doivent reconstruire mentalement la scène tridimensionnelle dans laquelle ils travaillent. Afin d'offrir un outil de visualisation 3D en temps réel durant les interventions, une méthode de suivi du microguide en temps quasi-réel sur images fluoroscopiques est nécessaire. Ce suivi servira à la reconstruction 3D de l'outil de navigation.

L'objectif de ce projet est développer une méthode robuste de suivi du microguide et de démontrer la faisabilité du suivi en temps quasi-réel pour son application en milieu clinique. La revue de littérature présentée au prochain chapitre apporte des détails sur le contexte clinique, le traitement d'images et les techniques utilisées en fluoroscopie. Le chapitre suivant expose la méthode de suivi développée. Enfin, les résultats, la validation et leurs analyses permettent d'évaluer la performance de la méthode de suivi du microguide sur images fluoroscopiques.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Les anévrismes cérébraux

Les anévrismes sont des cavités formées le long des vaisseaux sanguins, plus spécifiquement, les artères. Ces cavités anormales proviennent d'une dilatation locale de la paroi interne du vaisseau. Bien que les anévrismes puissent se présenter n'importe où dans le corps, ils sont fréquemment localisés dans les vaisseaux cérébraux. La rupture d'un anévrisme cérébral peut causer une hémorragie méningée ou intra-cérébrale et peut être fatale au patient (Brisman *et al.*, 2009; Singer, Ogilvy et Rordorf, 2009b).

1.1.1 Classification

Il existe deux types de classification des anévrismes : selon leurs formes ou selon leurs tailles. Selon la première classification, les anévrismes cérébraux sont sacciformes ou fusiformes (voir Figure 1.1). Les anévrismes cérébraux sacciformes ressemblent à de petits sacs protubérant de la paroi de l'artère, alors que les anévrismes fusiformes présentent diverses formes irrégulières et s'étendent sur une plus grande surface. Les anévrismes cérébraux sont le plus souvent de forme sacciforme (Brisman *et al.*, 2009; National Institute of Neurological Disorders and Stroke, 2008).

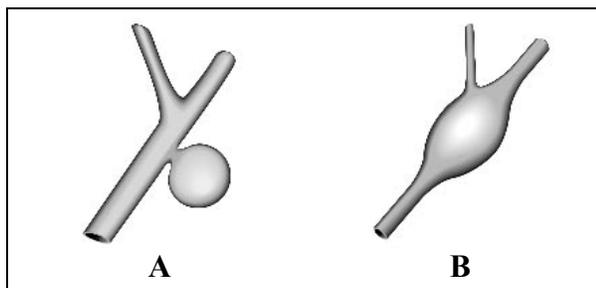


Figure 1.1 Anévrismes cérébraux.

A) Sacciforme; B) Fusiforme.

Tirée de Runions (2006)

La classification par la taille varie selon les auteurs. Dans ce mémoire, nous nous référons à la classification utilisée par Guglielmi (1995). Ainsi, un anévrisme est considéré petit lorsque son diamètre moyen est de moins de 12 mm, grand lorsque son diamètre moyen est entre 12 et 25 mm et géant lorsque son diamètre moyen est de plus de 25 mm. Il est important de noter qu'à l'intérieur d'une même classe, les anévrismes ne présentent pas nécessairement les mêmes caractéristiques. Ainsi, parmi les petits anévrismes, le traitement d'un anévrisme de 3 mm peut différer de celui d'un anévrisme de 11 mm.

1.1.2 Localisation

Les anévrismes cérébraux se retrouvent principalement dans le cercle artériel de Willis, embranchement principal à la base de la tête constitué de la circulation antérieure et de la circulation postérieure (voir Figure 1.2). La circulation antérieure est composée en partie de l'artère communicante antérieure, de l'artère cérébrale moyenne et de la carotide interne. 86,5 % des anévrismes cérébraux s'y localisent. Un autre 10 % des anévrismes cérébraux se localisent dans la circulation postérieure, plus spécifiquement à la bifurcation de l'artère basilaire et à l'origine de l'artère cérébelleuse postéroinférieure. Les derniers 3,5 % des anévrismes cérébraux sont situés un peu partout sur les autres artères du cerveau, notamment l'artère cérébelleuse supérieure et l'artère cérébelleuse antéroinférieure (Brisman *et al.*, 2009). Il est à noter que le plus grand vaisseau cérébral, la carotide interne, a un diamètre moyen de 4,6 mm chez la femme et de 5,1 mm chez l'homme (Krejza *et al.*, 2006).

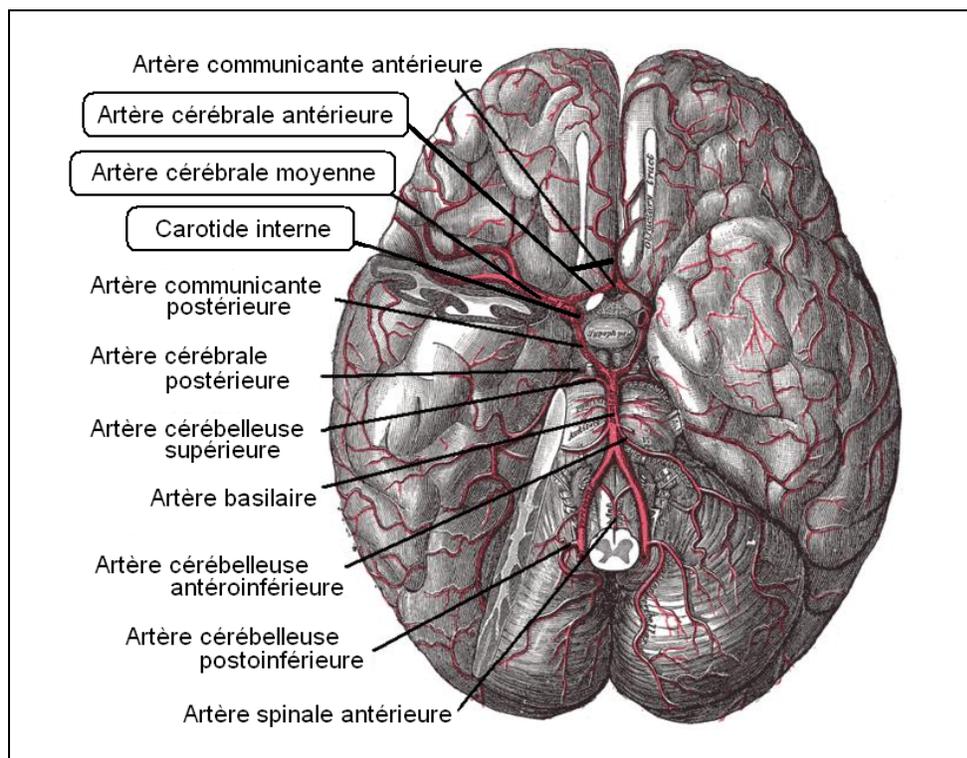


Figure 1.2 Localisation des anévrismes.
Adaptée de (Circle of Willis, 2008)

1.1.3 Causes

Plusieurs éléments peuvent déclencher les anévrismes cérébraux. Nous pouvons ainsi parler d'anévrismes développementaux, mycosiques, oncotiques, traumatiques ou autres.

Les causes des anévrismes développementaux sont peu connues. Woo et Broderick (2002) démontrent qu'il existe possiblement une prédisposition génétique chez certaines personnes. Néanmoins, les anévrismes cérébraux s'expliquent en général par le stress hémodynamique élevé exercé sur la paroi artérielle.

Les anévrismes mycosiques apparaissent dans une zone où il y a eu infection de l'artère : l'inflammation due à l'infection peut causer une dilatation de la paroi créant ainsi un anévrisme fusiforme. Un traitement antibiotique est alors nécessaire. Ces anévrismes se

retrouvent surtout dans la région thoracique et rarement dans la région intracrânienne (Brisman *et al.*, 2009; Singer, Ogilvy et Rordorf, 2009b).

Les anévrismes oncotiques font suite à des tumeurs cancéreuses qui se logent sur les parois artérielles. Le taux d'incidence d'anévrismes chez les patients atteints de cancer ne semble toutefois pas significativement plus élevé que dans la population générale.

Les anévrismes traumatiques provoqués par des plaies pénétrantes peuvent affecter la carotide interne extra ou intracrânienne. Ces traumatismes sont souvent accompagnés d'hémorragie intracérébrale qui masque les anévrismes sur les images tomodensitométriques (CT scans). Ces anévrismes peuvent donc être difficiles à détecter. Les plaies non pénétrantes peuvent aussi causer des anévrismes cérébraux. Ces derniers se retrouvent plutôt près de la base du crâne ou sur des vaisseaux périphériques (Brisman *et al.*, 2009).

1.1.4 Diagnostic et symptômes

Lorsqu'un anévrisme n'est pas rompu, il ne présente généralement pas de symptômes. Toutefois, ces derniers apparaissent si l'anévrisme a un effet important dans son environnement. Alors, des maux de têtes, des troubles d'acuité visuelle, des neuropathies crâniennes et de la douleur faciale peuvent apparaître. Le diagnostic se fait à l'aide de l'angiographie par résonance magnétique ou l'angiographie par tomodensitométrie. L'angiographie cérébrale peut aussi être utilisée, mais cette méthode est plus invasive que les deux premières (Singer, Ogilvy et Rordorf, 2009b).

En cas de rupture d'anévrisme, il en résulte l'hémorragie méningée, aussi appelée hémorragie sous-arachnoïdienne, qui peut être mortelle pour le patient. La sévérité clinique des anévrismes cérébraux est évaluée selon l'échelle de Hunt et Hess ou celle du World Federation of Neurological Surgeons (WFNS) (Brisman *et al.*, 2009; Singer, Ogilvy et Rordorf, 2009a). Celle du WFNS présente cinq grades qui se répartissent selon le degré de coma du patient et selon ses capacités motrices. L'échelle de Fischer est aussi couramment

utilisée. Cette dernière indique la quantité de sang observée sur CT scan (voir ANNEXE I, tableau-A I-1 et tableau-A I-2).

1.2 Les traitements

Deux traitements principaux s'offrent aux cliniciens : la chirurgie ou l'embolisation. Le premier est une approche invasive effectuée depuis 1937, alors que le dernier est une méthode minimalement invasive qui a connu son essor dans les années 1990 (Qureshi *et al.*, 2007). Dans les deux cas, l'objectif de l'intervention est de minimiser la circulation sanguine à l'intérieur de l'anévrisme afin d'en réduire les risques de rupture.

1.2.1 La chirurgie

En 1937, Walter Dandy effectue la première pose d'un clip autour d'un anévrisme. La procédure chirurgicale nécessite une craniotomie pour permettre l'accès direct aux vaisseaux cérébraux. Le chirurgien utilise alors des techniques microchirurgicales pour dégager le vaisseau d'intérêt en endommageant le moins possible le cerveau et les vaisseaux périphériques. Une fois l'anévrisme dégagé, un clip est posé autour du collet de l'anévrisme (voir Figure 1.3). Lorsque la pose d'un clip n'est pas possible, les autres alternatives chirurgicales sont l'enveloppement, le trappage et la ligature du vaisseau. L'enveloppement consiste à envelopper la partie concernée du vaisseau de coton, de muscle, de plastique ou d'autres polymères. Le trappage est l'interruption du flux sanguin en aval et en amont de l'anévrisme. Il peut inclure un pont extracrânien pour assurer l'irrigation sanguine des vaisseaux en aval de l'anévrisme. Finalement, la ligature est le sacrifice de la section cérébrale irriguée par le vaisseau où se trouve l'anévrisme : la circulation sanguine est interrompue de façon permanente (Brisman *et al.*, 2009; Qureshi *et al.*, 2007; Singer, Ogilvy et Rordorf, 2009a).

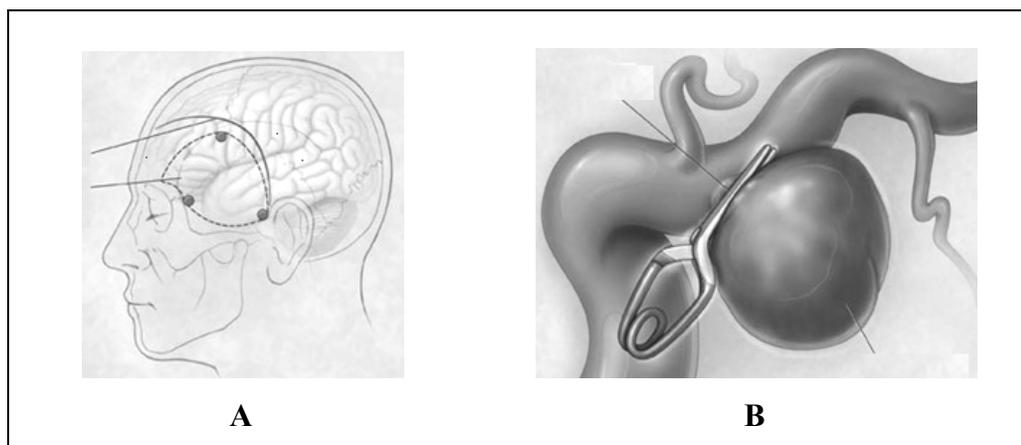


Figure 1.3 Le traitement chirurgical.

A) Craniotomie; B) Pose d'un clip.

Adaptée de Brisman *et al.* (2009)

La chirurgie a été le traitement de choix pendant quatre décennies. Le traitement endovasculaire, bien que connu comme alternative, présentait peu d'avantages à cause des risques élevés de migration de particules, de dégonflage des ballons endovasculaires et de rupture d'anévrisme (Qureshi *et al.*, 2007).

1.2.2 Le traitement endovasculaire

Dans les années 90, avec l'avancement des technologies de visualisation et des outils d'intervention endovasculaire, l'embolisation devint une alternative viable (Brisman *et al.*, 2009). Ce traitement consiste à déposer de façon permanente des filaments de platine à l'intérieur de l'anévrisme pour y induire la thrombose, une formation de caillot. L'accès vasculaire se fait par l'artère fémorale où le neuroradiologiste d'intervention introduit un cathéter-guide que l'on avance normalement sur un guide. Suite à la navigation vers la carotide interne, on utilise des microguides et des microcathéters pour la navigation intracérébrale. Le microguide est retiré lorsque le microcathéter atteint le collet de l'anévrisme et les filaments de platine sont alors déployés un à un. La visualisation de l'intervention se fait par fluoroscopie, un système d'imagerie qui utilise des rayons X à très basses doses afin de permettre la visualisation de séquences vidéo en continue (voir détails dans la section 1.3).

1.2.2.1 Les outils thérapeutiques

Les outils thérapeutiques qui sont normalement utilisés lors d'une embolisation sont le cathéter-guide, le microcathéter, le guide, le microguide et les filaments de platine (voir Figure 1.4). Les cathéters et microcathéters sont visibles grâce à un marqueur radio-opaque situé à leurs extrémités distales (marqueur distal) et un deuxième marqueur situé à une distance fixe des mêmes extrémités (marqueur proximal). Les guides et microguides sont visibles grâce au matériel radio-opaque couvrant une section de leurs extrémités distales. Ces extrémités peuvent être de formes diverses: droites, angulaires, 'J', 'S', ou 'C'. Les guides sont caractérisés par leurs flexibilités, leurs revêtements et leurs capacités de torsion. Le guide a un diamètre de 0,89 à 0,97 mm (0,035 à 0,038 pouce) alors que le microguide a un diamètre qui varie entre 0,25 et 0,41 mm (0,010 et 0,016 pouce) (Boston Scientific Corporation, 2010). Les zones non radio-opaques des microguides sont parfois visibles sur les images fluoroscopiques, mais pas en tout temps. Dans la suite du présent document, toute mention des extrémités du microguide réfère aux extrémités de la zone radio-opaque du microguide.

Les filaments de platine détachables, mis au point par Guglielmi, permettent la réduction considérable du stress hémodynamique à l'intérieur de l'anévrisme (Qureshi *et al.*, 2007). Le platine est utilisé pour les filaments, car il incite davantage la thrombose à l'intérieur de l'anévrisme, thrombose nécessaire au succès de l'intervention. Bien que le filament de base ne soit constitué que de platine, plusieurs types de filament existent aujourd'hui. Ces filaments varient selon leurs formes (hélicoïdal, à deux diamètres ou à trois dimensions) ou leurs revêtements (aucun, avec copolymère acide polyglycolique-poly lactique, microfilaments, hydrogel, etc). Leurs diamètres varient de 0,25 à 0,38 mm (0,010 à 0,015 pouce) et leurs longueurs de 1 à 60 cm (Guglielmi, 1995; Hurst et Rosenwasser, 2008). Cette diversité permet aux neuroradiologistes d'intervention de choisir la combinaison de filaments qui remplira l'anévrisme de façon optimale.

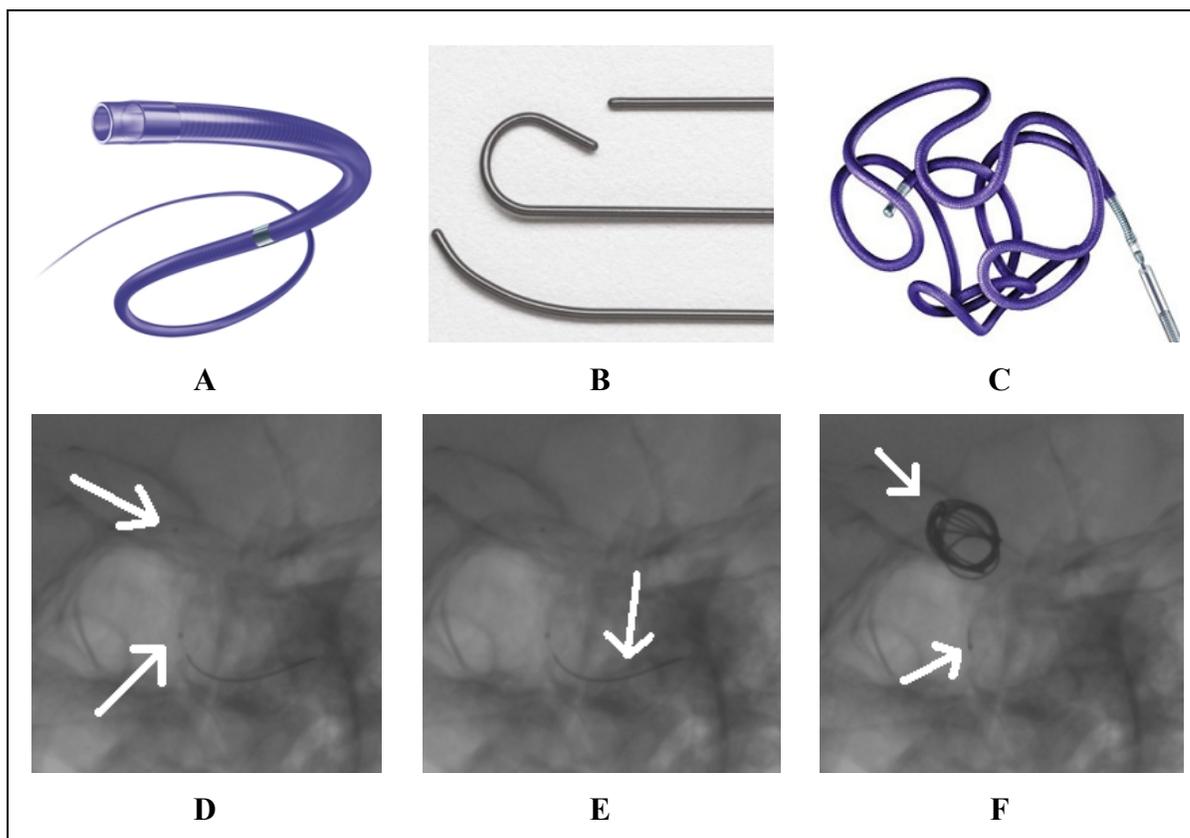


Figure 1.4 Outils thérapeutiques.

A) Microcathéter; B) Trois formes de microguide; C) Filament de platine;
 D) Marqueurs de microcathéter (flèches blanches); E) Microguide (flèche blanche);
 F) Filament de platine et son marqueur (flèches blanches).
 A, B tirées de Boston Scientific Corporation (2010), C tirée de Brisman *et al.* (2009)

D'autres outils thérapeutiques peuvent aussi être utilisés en intervention endovasculaire. Les ballons sont des outils temporaires qui sont parfois gonflés durant les déploiements de filament afin de s'assurer que des derniers se font à l'intérieur de l'anévrisme et que les filaments ne débordent pas dans le vaisseau sanguin. Lorsque le collet de l'anévrisme est grand, une endoprothèse posée à ses abords permet d'assurer le positionnement des filaments à l'intérieur de l'anévrisme de façon permanente. Les ballons et les endoprothèses sont surtout utilisés lorsque les anévrismes présentent des collets larges.

1.3 Le système fluoroscopique

1.3.1 L'appareil

Le système d'imagerie utilisé en intervention endovasculaire est la fluoroscopie. Cette modalité est composée d'un ou de deux arceaux (aussi appelés C-arm) qui supportent un émetteur et un détecteur de rayons X. Fixés autour d'une table pour le patient, ces arceaux peuvent être déplacés sous plusieurs angles et le long de la table selon les besoins du clinicien. La Figure 1.5 illustre les différentes composantes du système de fluoroscopie. D'un côté du patient, nous retrouvons un tube émetteur de rayons X, suivi de filtres et d'un collimateur. Directement à l'opposé, les rayons X passent à travers une grille antidiffusion, un amplificateur de brillance, des lentilles et un diaphragme avant d'arriver à la caméra vidéo. Ce système est relié à des moniteurs et un module de contrôle permettant aux cliniciens de voir les images et de manipuler l'appareil.

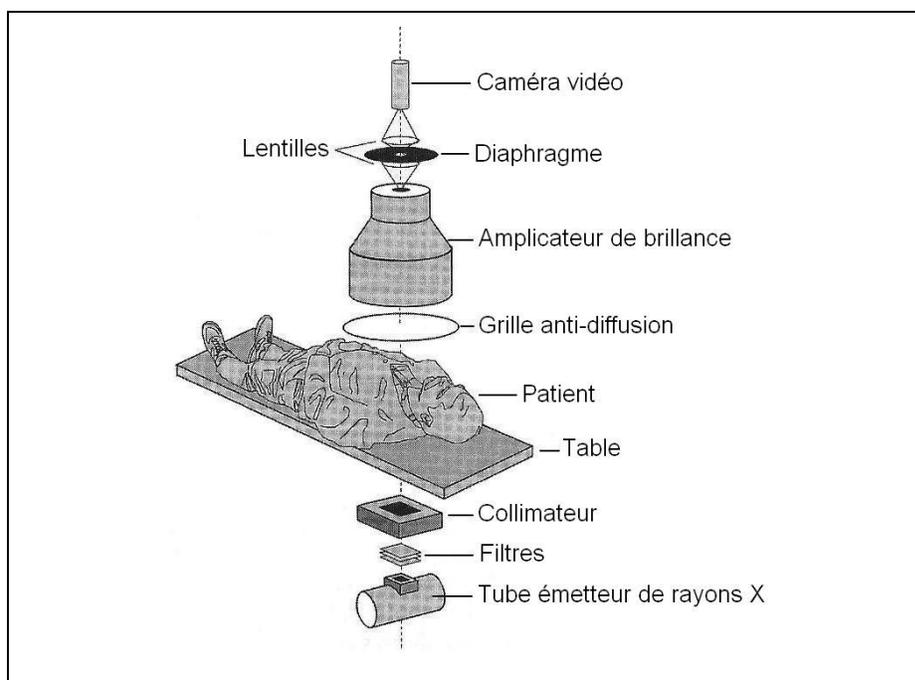


Figure 1.5 Appareil fluoroscopique.
Adaptée de Bushberg (2002)

L'amplificateur de brillance convertit les rayons X en lumière visible tout en amplifiant le signal original, ce qui permet l'utilisation de faibles doses de rayons X. Il est muni d'une fenêtre d'entrée et une de sortie, d'une couche de phosphore d'entrée et une de sortie, d'un espace sous vide, d'électrodes de concentration et de lentilles. Les lentilles créent une distorsion en coussinet sur les bords de l'image, tel qu'illustré à la Figure 1.6.

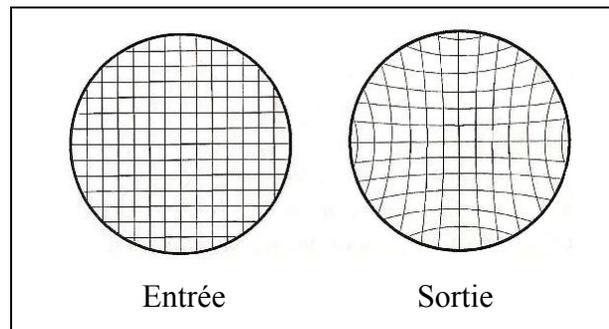


Figure 1.6 Distorsion en coussinet.
Tirée de Bushberg (2002)

Dans les systèmes plus récents, l'amplificateur de brillance et la caméra sont remplacés par un scintillateur et un détecteur plat (une matrice de transistor à couches minces), convertissant l'énergie des rayons X en énergie lumineuse puis en signal électrique. Ces détecteurs sont plus légers, moins encombrant en salle d'intervention et leurs images ne souffrent pas de distorsion en coussinet. À la Figure 1.7 sont illustrés un système avec amplificateur de brillance (image A) et un système avec détecteur plat (image B).



Figure 1.7 Fluoroscopes.
 A) Axiom Artis BA, avec amplificateurs de brillance;
 B) Axiom Artis dBA, avec détecteurs plats.
 Tirée de Siemens Canada (2010)

1.3.2 Les images fluoroscopiques

Plusieurs modes d'opération sont disponibles sur le système fluoroscopique. Par exemple, il existe la fluoroscopie continue, la fluoroscopie à haute dose, la fluoroscopie pulsée et le *roadmapping*. Les images acquises à haute résolution sont de 1024 x 1024 pixels alors que la basse résolution est de 512 x 512 pixels. Les séquences vidéo en fluoroscopie sont obtenues à basse résolution à moins d'indication contraire. Leur résolution temporelle peut varier. Les cliniciens choisissent une résolution permettant le meilleur compromis entre la qualité de visualisation et la dose de radiation utilisée. Elle varie de 15 à 30 images par seconde (Bushberg, 2002). Le *roadmapping* est utilisé durant les interventions et nécessite l'angiographie par soustraction digitale (DSA) (voir Figure 1.9C). Cette dernière est la soustraction d'une image de référence (voir Figure 1.8A) d'une autre image de la même scène acquise avec agent de contraste injecté dans les vaisseaux sanguins (Figure 1.8B). L'image résultante, la DSA, affiche alors clairement les vaisseaux sanguins avec une réduction des artéfacts causés par les structures anatomiques (Figure 1.9A). En mode *roadmapping*, cette image est soustraite des images courantes et permet ainsi l'affichage des

outils thérapeutiques superposés sur les vaisseaux sanguins sans avoir besoin d'agent de contraste additionnel (voir Figure 1.9C et Figure 1.9D). Les images fluoroscopiques sont en niveaux de gris et sont sauvegardées selon un standard de communication d'images digitales, soit le *Digital Imaging and Communications in Medicine* (DICOM). Ce standard est maintenant présent dans la plupart des systèmes d'imagerie médicale numérique (Horii, 1997).

La Figure 1.8 et la Figure 1.9 illustrent quelques images typiques obtenues sur un système à amplificateur de brillance Axioms Artis BA de la compagnie Siemens.

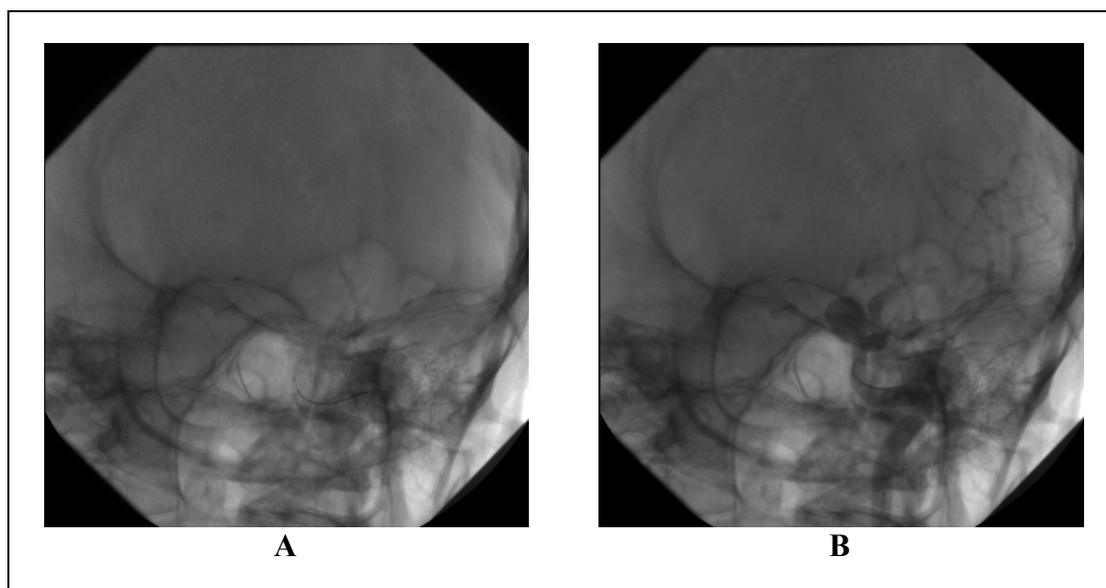


Figure 1.8 Images typiques en fluoroscopie (I).

A) Image de référence;

B) Image avec agent de contraste dans l'arbre vasculaire.

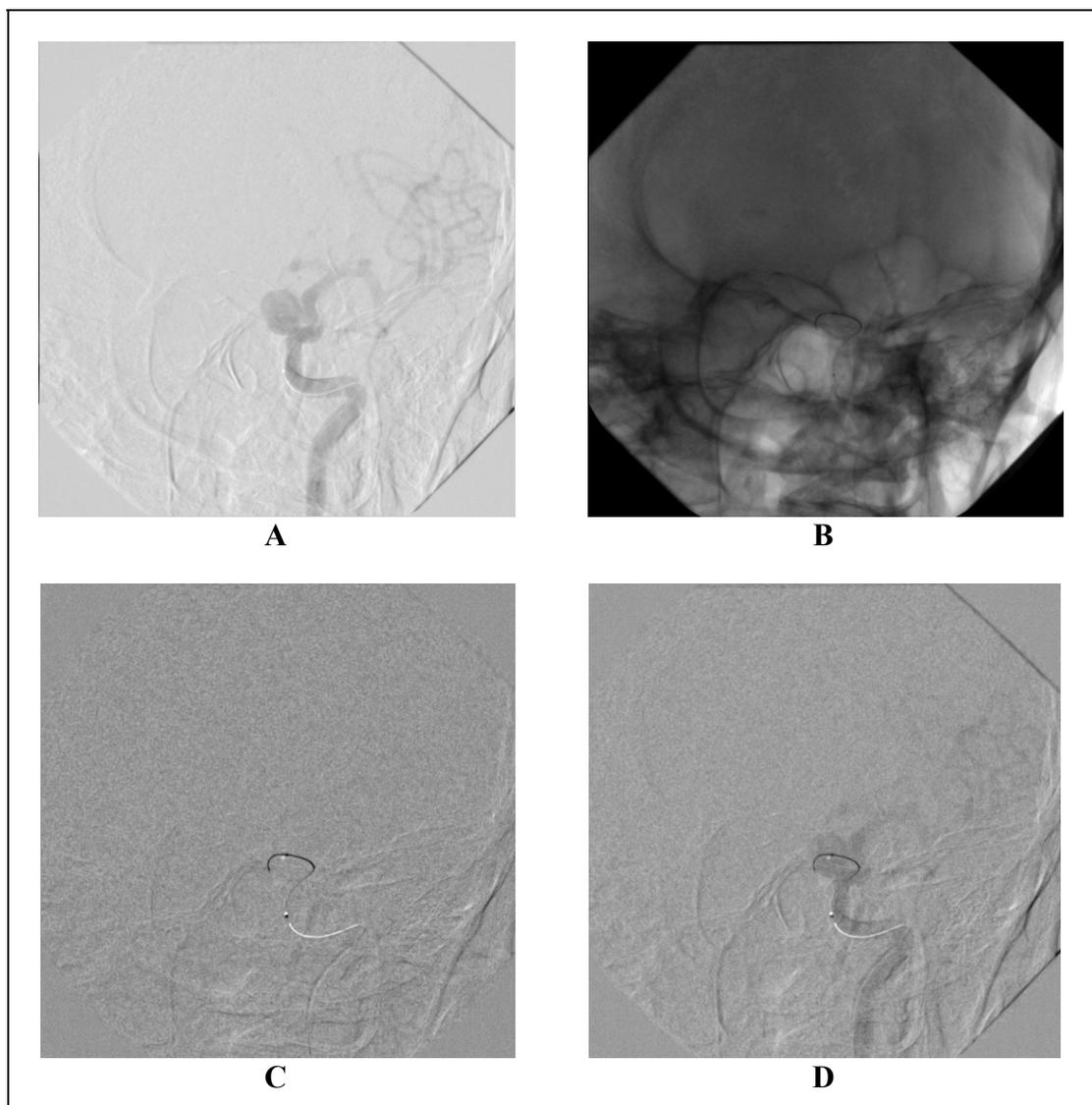


Figure 1.9 Images typiques en fluoroscopie (II).

- A) Image soustraite avec l'arbre vasculaire; B) Image avec microguide;
 C) Image soustraite du microguide;
 D) Image *roadmap* : superposition image C sur image A.

1.3.3 Les logiciels de visualisation

Les systèmes de fluoroscopie contemporains permettent d'obtenir une angiographie 3D préopératoire. L'arceau émetteur-détecteur effectue une rotation autour du patient et capte des images consécutives. Une deuxième série d'images est ensuite enregistrée aux mêmes angles alors qu'un agent de contraste est injecté dans les vaisseaux sanguins à l'aide d'un

système d'injection automatique. Par soustraction numérique, nous obtenons l'angiographie rotationnelle qui peut servir à la reconstruction de l'arbre vasculaire 3D (Anxionnat *et al.*, 2001).

Cette angiographie rotationnelle sert à la planification préopératoire et comme source de référence durant les interventions. Il est possible d'ajouter de l'information à cette référence. Par exemple, Zarkh et Klaiman (2005) proposent un recalage de l'image courante 2D avec détection du guide sur l'angiographie rotationnelle 3D, permettant une visualisation en temps quasi-réel de l'outil 2D dans un arbre vasculaire 3D. Leur système est proposé pour des applications en interventions cardiaques. Byrne *et al.* (2004) étudient la faisabilité du recalage 2D/3D pour des applications en interventions intracérébrales. En fait, il existe aujourd'hui des logiciels commerciaux qui proposent ce recalage 2D/3D d'images fluoroscopiques sur une angiographie rotationnelle préopératoire provenant d'un système fluoroscopique, d'un CT scan ou d'une résonance magnétique. Nommons le *Syngo iPilot* de la compagnie Siemens (2010) et le *Dynamic 3D Roadmap* de Philips (2009).

Il n'existe pas, à notre connaissance, de logiciels permettant la reconstruction 3D des outils thérapeutiques recalés dans l'arbre vasculaire cérébral 3D. De tels logiciels nécessiteraient des algorithmes robustes de suivi des outils sur images fluoroscopiques. Nous retrouvons en effet des algorithmes de détection d'outils thérapeutiques sur images fluoroscopiques qui ont été développés dans plusieurs domaines d'interventions endovasculaires (Baert, van Walsum et Niessen, 2003; Bredno, Martin-Leung et Eck, 2004; Mazouer *et al.*, 2009; Palti-Wasserman, Brukstein et Beyar, 1997; Spiegel *et al.*, 2009; Zarkh et Klaiman, 2005). Par exemple, une méthode semi-automatique est développée par Palti-Wasserman, Brukstein et Beyar (1997) pour le suivi du guide en angioplastie, procédure durant laquelle le clinicien élargit une artère atteinte de sténose. Bredno, Martin-Leung et Eck (2004) développent une méthode de détection du guide pour effectuer un recalage du guide sur des images de vaisseaux sanguins pour une application de cathétérisation, procédure où on introduit des cathéters dans les vaisseaux sanguins. Plus récemment, Franken *et al.* (2006) effectuent la détection de cathéters sur images fluoroscopiques pour l'électrophysiologie.

Par contre, très peu de méthodes sont présentées pour la neuroradiologie. La première pourrait être celle de Baert *et al.* (2003), qui évaluent leur méthode sur des images provenant de plusieurs types d'interventions, notamment la neuroradiologie. Plus récemment, Spiegel *et al.* (2009) et Mazouer *et al.* (2009) s'intéressent aussi à la problématique. Nous reviendrons à ces études dans la section 1.5.3 après un aperçu sur des concepts et des méthodes importantes de traitement d'images.

1.4 Le traitement d'images

L'imagerie médicale permet aujourd'hui de mieux comprendre la structure du corps humain, son fonctionnement et ses pathologies (Russ, 1999). Avec l'avancement des technologies qui s'insèrent dans l'environnement des cliniciens, de multiples techniques sont développées pour exploiter les opportunités offertes par les divers outils informatiques. Ainsi, l'imagerie médicale assiste au diagnostic, à la planification de traitement et au suivi de traitement. Selon Russ (1999), les algorithmes de traitement d'images peuvent être catégorisés en six catégories générales : le rehaussement, la segmentation, la quantification, le recalage, la visualisation et la compression.

Le rehaussement consiste à l'amélioration d'une image pour mettre en évidence des détails importants. Cette étape s'effectue par la réduction du bruit et l'accroissement du contraste des structures d'intérêt. La segmentation, qui suit souvent l'étape de rehaussement, identifie les structures de l'image alors que la quantification permet d'extraire des mesures précises sur ces mêmes structures. Le recalage est effectué pour mettre en correspondance deux images d'une même scène provenant généralement de modalités différentes. La visualisation englobe le développement de systèmes *hardware* offrant une vision améliorée et permettant des inspections visuelles avec des outils interactifs intégrés. Finalement, la compression de données est nécessaire étant donné la quantité phénoménale de données générées par les différents systèmes d'imagerie et partagées entre cliniciens.

De nombreuses méthodes existent dans chacune des catégories. Des méthodes de traitement d'images fluoroscopiques pour interventions endovasculaires d'anévrismes cérébraux, principalement des algorithmes de rehaussement et de segmentation, seront exposées dans les prochaines sections. Chaque partie sera toutefois précédée d'une section couvrant des méthodes générales permettant une meilleure compréhension des algorithmes présentés dans la littérature ou de l'algorithme développé dans ce mémoire.

1.4.1 Le traitement d'images - rehaussement

Le rehaussement d'une image a deux fonctions principales : la réduction du bruit dans l'image et l'augmentation de contraste entre les structures d'intérêt et les éléments de fond. Des transformations simples jusqu'aux méthodes plus complexes, il existe une pléiade de façons pour rehausser une image. Une image peut être traitée avec des filtres linéaires, homomorphiques, anisotropiques ou autres (Gonzalez et Woods, 2008).

1.4.1.1 Filtres homomorphiques

Le filtre homomorphique est un filtre qui permet le rehaussement du contraste de l'image en agissant à la fois sur les basses et les hautes fréquences. Il exploite la caractéristique qu'une image $f(x, y)$ peut être représentée par le produit de son éclairement lumineux $i(x, y)$ et de sa réflectance $r(x, y)$. À l'aide des manipulations illustrées à la Figure 1.10, le rehaussement de contraste est effectué. Ainsi, le logarithme naturel est appliqué sur l'image avant d'en extraire le spectre fréquentiel. Le composant de l'éclairement lumineux peut alors être séparé de celui de la réflectance. Chaque composant est ensuite filtré par $H(u, v)$, un filtre atténuant les basses fréquences et rehaussant les hautes fréquences (voir équation 1.1). Ce filtre est caractérisé par les fréquences de coupure γ_L et γ_H , la pente c qui régule la transition de γ_L à γ_H , une constante D_0 et $D(u, v)$, la distance du point (u, v) par rapport au centre du filtre.

$$H(u, v) = (\gamma_H - \gamma_L) \left[1 - e^{-c (D^2(u,v)/D_0^2)} \right] + \gamma_L \quad (1.1)$$

Les transformées inverses ramènent ensuite les composants de l'image au domaine spatial. Finalement, on applique la fonction exponentielle pour récupérer l'image filtrée et rehaussée, $g(x, y)$.

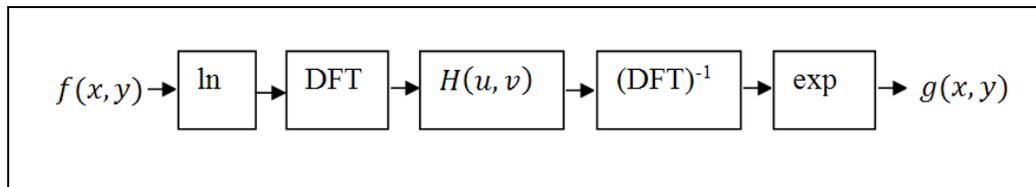


Figure 1.10 Étapes du filtre homomorphique.
Tirée de Gonzalez et Woods (2008)

1.4.1.2 Filtrage isotropique et anisotropique

Les filtres de base ont tous une caractéristique commune : l'isotropie. Les masques utilisés ne tiennent ainsi pas compte de l'orientation des structures de l'image et mènent donc souvent à un lissage indésirable des arêtes. Dans les images caractérisées par des arêtes orientées dans des directions connues, l'utilisation de filtres anisotropiques peut être avantageux en permettant un meilleur rehaussement de structures dans ces directions données. Par contre, si ces orientations ne sont pas connues d'avance ou si plusieurs orientations sont présentes, l'utilisation de filtres anisotropiques peut s'avérer coûteux en complexité d'algorithme. Par exemple, Yang *et al.* (1996) utilisent récursivement une détection locale de la direction des arêtes et orientent le filtre rehausseur conséquemment avant de l'appliquer sur l'image. Travaillant sur des images synthétiques et de résonance magnétique, ils démontrent que la méthode est robuste, mais nécessitait de 12 à 18 secondes pour traiter une seule image de 256 x 256 pixels.

1.4.2 Rehaussement des images fluoroscopiques

Le rehaussement de vaisseaux sanguins sur images fluoroscopiques est un domaine plus étudié que le rehaussement d'outils thérapeutiques. Nommons, par exemple, Frangi *et al.* (1998), Kirbas et Quek (2003), Wink, Niessen et Viergever (2004) et Manniesing,

Viergever et Niessen (2006). On retrouve parfois une adaptation de ces techniques au rehaussement d'outils thérapeutiques. Par exemple, la méthode de Frangi (1998) est utilisée pour le rehaussement du guide dans les trois études suivantes : Baert, van Walsum et Niessen (2003), Bredno, Martin-Leung et Eck (2004) et Spiegel *et al.* (2009).

1.4.2.1 Rehaussement par la méthode de Frangi

La méthode de Frangi *et al.* (1998) est développée à partir de l'observation géométrique des structures linéaires. En effet, l'image présente des valeurs de deuxième dérivée très prononcées aux abords de structures linéaires, alors que les zones homogènes présentent des valeurs proches de zéro. Définissons en premier lieu la deuxième dérivée d'une image I par la matrice Hessian $H(I)$:

$$H(I) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{bmatrix}. \quad (1.2)$$

De cette matrice, nous calculons les valeurs propres λ_1 et λ_2 , où $\lambda_1 \leq \lambda_2$. Pour une structure linéaire, la plus petite valeur propre, λ_1 , correspond nécessairement au vecteur propre qui est dans la direction tangentielle de la structure. Contrairement à la direction normale associée à la valeur propre λ_2 , où l'intensité est marquée par une variation abrupte entre l'objet et le fond, l'intensité ne varie pas dans la direction tangentielle. Ainsi, on définit une mesure de *blobness*, R_B (équation 1.3), basée sur ce rapport entre vecteurs propres. Observant aussi qu'une structure bien définie serait caractérisée par une valeur élevée de λ_2 , une deuxième mesure, S (équation 1.4), est définie pour identifier les structures (*structuredness*). En combinant ces deux mesures, nous obtenons une équation de *vesselness* I_{V_σ} (équation 1.5). Avant d'appliquer l'équation de *vesselness*, l'image doit être lissée par un filtre gaussien de variance σ^2 qui permet le rehaussement à une échelle particulière.

$$R_B = \lambda_1 / \lambda_2 \quad (1.3)$$

$$S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2} \quad (1.4)$$

$$I_{V_\sigma} = \begin{cases} 0 & \text{si } \lambda_2 > 0 \\ \exp\left(-\frac{R_B^2}{2\beta_1^2}\right) \left(1 - \exp\left(\frac{S^2}{2\beta_2^2}\right)\right) & \text{autrement} \end{cases} \quad (1.5)$$

où β_1 et β_2 sont respectivement les paramètres de sensibilité pour R_B et S .

Cette méthode peut être utilisée pour rehausser des images composées de structures à différentes échelles de grandeur. Elle permet donc de rehausser des vaisseaux sanguins de différents diamètres et peut aussi être ajustée aux dimensions d'un microguide.

Une des conséquences de l'utilisation de la matrice Hessian pour le filtre de Frangi est la perte partielle d'information dans les croisements de structures linéaires. Au point central du croisement, les valeurs propres sont partagées dans deux directions simultanément dominantes. Ainsi, l'intensité de la mesure de *vesselness* se verra diminuée et il y aura une perte partielle d'information. Tankyevych, Talbot et Dokladal (2008) proposent alors un filtre morpho-hessian qui permettrait de reconnecter les structures linéaires par morphologie avec un élément structurant anisotropique. Lessard *et al.* (2008) proposent aussi une méthode pour reconnecter des structures linéaires. Cette méthode se base sur les mesures géométriques des structures d'intérêt.

Bismuth, Vancamberg et Gorges (2009) comparent les résultats de trois méthodes différentes de rehaussement : la méthode de Frangi, l'utilisation d'une banque de filtres directifs et celle d'un filtre orientable (*steerable filter*). Dans le cas des filtres directifs, chacun d'eux permet de rehausser l'image dans une direction spécifique. Les filtres directifs peuvent être implémentés parallèlement. Le filtre orientable, quant-à-lui est orienté au fur et à mesure que l'image est traitée par l'algorithme. Les auteurs démontrent que la méthode faisant usage des filtres directifs produit des résultats qui sont semblables, mais supérieurs à ceux de la méthode de Frangi. Ils notent toutefois que la méthode de Frangi maintient de

bons résultats lorsque la courbure de la structure linéaire varie, alors qu'avec les filtres directs, la performance diminue lorsque la courbure devient trop élevée.

1.4.2.2 Rehaussement utilisant une banque de filtres directionnels

Dans une autre étude, Truc *et al.* (2009) comparent une méthode faisant usage d'une banque de filtres directionnels opérant dans le domaine spectral avec méthodes de rehaussement basées sur l'exploitation de la matrice Hessien, notamment la méthode de Frangi *et al.* (1998) et celle de Shikata, Hoffman et Sonka (2004). La première méthode testée, constituée d'une banque de filtres, se nomme *Decimation-free Directional Filter Bank* (DDFB) et est décrite dans les paragraphes suivants. Les auteurs utilisent l'aire sous la courbe (AUC) des courbes *receiver-operating-characteristics* (ROC) pour évaluer la performance des méthodes. Une valeur AUC de 1 équivaut à un score parfait (détails dans la section 1.6.4). Truc *et al.* (2009) démontrent que l'AUC du DDFB est 5,83 % plus élevée que celle de la méthode de Frangi et 6,21 % plus élevée que celle de la méthode de Shitaki. La méthode du DDFB rehausse l'image en gardant les jonctions de lignes intactes et est moins sensible au bruit.

Le DDFB est originalement utilisé dans le domaine de la compression de données et a été adapté au rehaussement de vaisseaux sanguins par Khan et Khan (2004). Chaque image est décomposée par le DDFB en un ensemble d'images directionnelles qui sont rehaussées avant d'être synthétisées en une image de sortie finale.

Le DDFB est composé de trois étages, mais il ne requiert qu'un seul filtre prototype pour être construit. Ce prototype en forme sablier, $H_0(\omega_1, \omega_2)$, est illustré à la Figure 1.11. Les régions blanches définissent la bande passante et les régions sombres définissent les zones de blocage. On construit un deuxième filtre, $H_1(\omega_1, \omega_2)$, en modulant le filtre prototype par π :

$$H_1(\omega_1, \omega_2) = H_0(\omega_1 + \pi, \omega_2 + \pi) \quad (1.6)$$

Ces deux filtres forment le premier étage du DDFB (voir Figure 1.11). Le deuxième étage est composé des filtres $H_0^2(\omega_1, \omega_2)$ et $H_1^2(\omega_1, \omega_2)$, obtenus par les transformations suivantes :

$$H_0^2(\omega_1, \omega_2) = H_0(M^T(\omega_1, \omega_2)) \quad (1.7)$$

$$H_1^2(\omega_1, \omega_2) = H_1(M^T(\omega_1, \omega_2)) \quad (1.8)$$

où

$$M = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}. \quad (1.9)$$

Ces filtres sont appliqués à la sortie du premier étage et produisent quatre images sur lesquelles sont appliqués huit autres filtres, soit $H_{01}^3(\omega_1, \omega_2)$, $H_{02}^3(\omega_1, \omega_2)$, $H_{03}^3(\omega_1, \omega_2)$, $H_{04}^3(\omega_1, \omega_2)$, $H_{11}^3(\omega_1, \omega_2)$, $H_{12}^3(\omega_1, \omega_2)$, $H_{13}^3(\omega_1, \omega_2)$ et $H_{14}^3(\omega_1, \omega_2)$. Ces derniers sont construits de la même façon que $H_0^2(\omega_1, \omega_2)$ et $H_1^2(\omega_1, \omega_2)$, excepté pour la matrice de transformation utilisée. La matrice M est remplacée par N_1 , N_2 , N_3 et N_4 (voir équations 1.10 à 1.13) respectivement et appliquée sur $H_0^2(\omega_1, \omega_2)$ et $H_1^2(\omega_1, \omega_2)$.

$$N_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad N_2 = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1.10) (1.11)$$

$$N_3 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \quad N_4 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (1.12) (1.13)$$

Ces trois étapes et les filtres qui les définissent sont illustrés à la Figure 1.11.

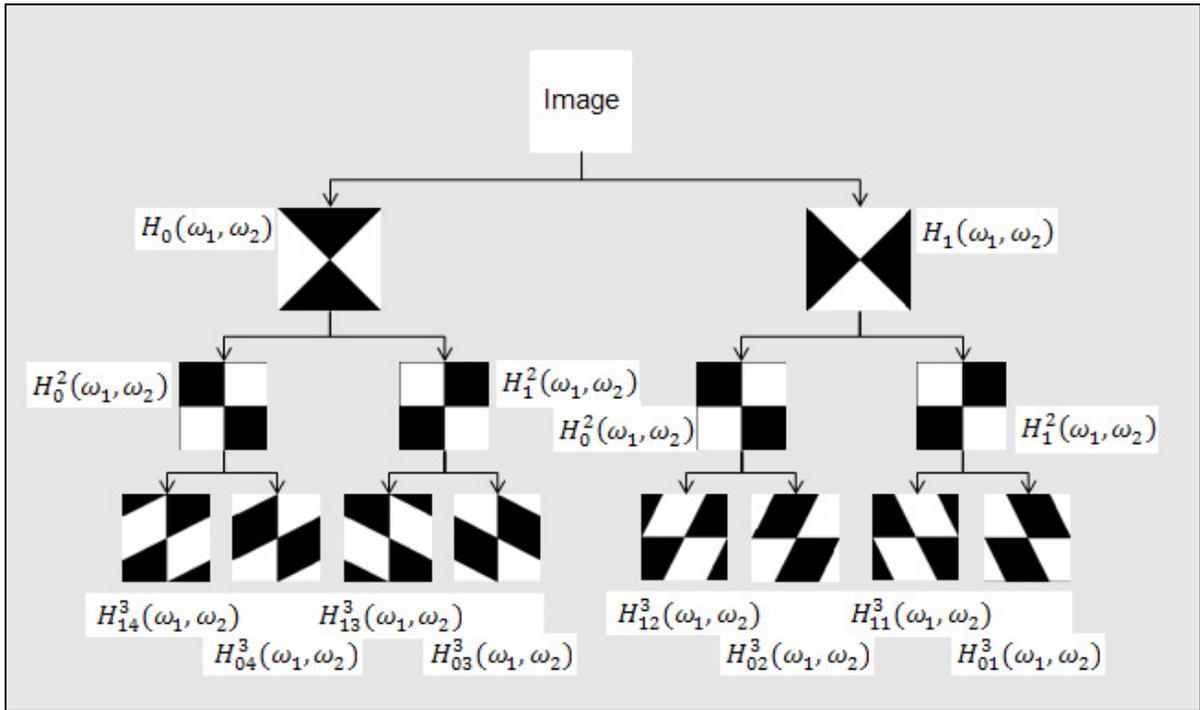


Figure 1.11 Filtres du DDFB sur trois étapes.
Adaptée de Khan et Khan (2004)

Huit images directionnelles découlent de l'application du DDFB sur le spectre fréquentiel de l'image (voir Figure 1.12). On applique alors sur chaque image un filtre homomorphique directionnel pour réduire l'illumination non-uniforme souvent présente dans les images fluoroscopiques. Un filtre homomorphique directionnel est un filtre homomorphique dans lequel nous avons réduit à zéro l'amplitude des régions du filtre qui ne concernent pas la direction d'intérêt.

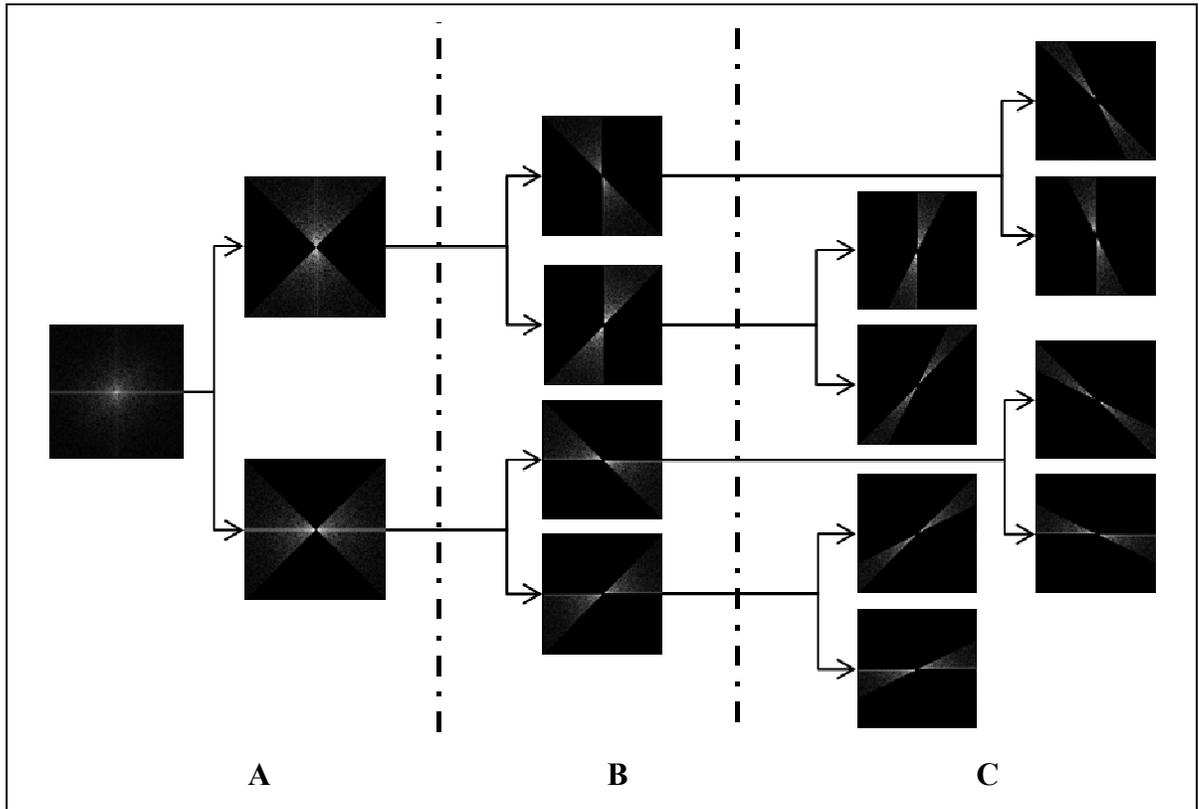


Figure 1.12 Effets du DDFB à chaque étape - domaine spectral.
 A) Étage 1; B) Étage 2; C) Étage 3 avec huit spectres directionnels.

Truc *et al.* (2009) appliquent ensuite une rotation sur les coordonnées des images directionnelles pour aligner l'orientation principale de ces images sur l'axe des abscisses avant d'appliquer un rehaussement par la méthode de Frangi. En fait, ils argumentent que la méthode de Frangi est moins sensible au bruit lorsque le plus petit vecteur propre, λ_2 , est aligné sur l'axe des abscisses. Pour une image directionnelle couvrant les angles θ à $\theta + \Delta\theta$, la rotation d'un angle α est définie comme suit :

$$(1.14)$$

Les deuxièmes dérivées nécessaires pour extraire la matrice Hessian sont redéfinies selon les nouvelles coordonnées :

$$\frac{\partial^2 I_{di}}{\partial x'^2} = \frac{\partial^2 I_{di}}{\partial x^2} \cos^2 \theta_{di} + \frac{\partial^2 I_{di}}{\partial x \partial y} \sin(2\theta_{di}) + \frac{\partial^2 I_{di}}{\partial y^2} \sin^2 \theta_{di} \quad (1.15)$$

$$\frac{\partial^2 I_{di}}{\partial y'^2} = \frac{\partial^2 I_{di}}{\partial x^2} \sin^2 \theta_{di} - \frac{\partial^2 I_{di}}{\partial x \partial y} \sin(2\theta_{di}) + \frac{\partial^2 I_{di}}{\partial y^2} \cos^2 \theta_{di} \quad (1.16)$$

$$\frac{\partial^2 I_{di}}{\partial x' \partial y'} = -\frac{1}{2} \frac{\partial^2 I_{di}}{\partial x^2} (\sin 2\theta_{di}) + \frac{\partial^2 I_{di}}{\partial x \partial y} \cos(2\theta_{di}) + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 I_{di}}{\partial y^2} \sin(2\theta_{di}). \quad (1.17)$$

Suite au rehaussement des images directionnelles, une synthèse est effectuée pour obtenir l'image finale. Cette synthèse s'effectue par la simple addition des huit images directionnelles.

1.5 Le traitement d'images - segmentation

Suite au rehaussement de l'image, nous effectuons la segmentation de l'image. La segmentation est le procédé par lequel une image est séparée en plusieurs régions distinctes identifiées en tant que structures d'intérêt ou éléments de fond. Les premières méthodes utilisées sont celles du seuillage, de la croissance par région et du suivi de contour. Ensuite, des méthodes plus complexes sont développées pour répondre à des problèmes spécifiques en traitement d'images.

Le développement des algorithmes dépend des caractéristiques des structures que nous cherchons à extraire. Ainsi, une masse osseuse, un vaisseau sanguin, une endoprothèse ou un autre type d'outils thérapeutiques requièrent normalement des méthodes d'extraction différentes. La segmentation du microguide s'insère dans les méthodes d'extraction de structures linéaires. La prochaine section porte sur une méthode de segmentation à partir d'une forme *a priori*, qui sera utilisée dans la méthode que nous développons.

1.5.1 Segmentation à partir d'une forme *a priori*

La segmentation basée sur une forme *a priori* limite de façon considérable les possibilités de solutions, ce qui permet d'effectuer des segmentations plus précises et plus robustes.

Chav *et al.* (2009) ont développé une méthode efficace pour images radiographiques basée sur une forme *a priori*. L'originalité de cette méthode, dans laquelle les traitements sont restreints à une petite zone autour de la forme *a priori*, consiste en une transformation de la zone vers un nouvel espace de travail. Cette anamorphose permet l'utilisation d'algorithmes simples de rehaussement et de segmentation pour l'extraction des structures d'intérêts.

La Figure 1.13 illustre le processus de la méthode de segmentation à partir d'une forme *a priori*. Sur l'image A, nous retrouvons un disque bruité pour lequel nous voulons extraire le contour. La première étape est l'initialisation d'une courbe ζ composée de n_c points (cercle rouge sur l'image B). La deuxième étape est l'extraction des vecteurs normaux de cette courbe :

$$\vec{n}_i = (n_{x_i}, n_{y_i}), i \in [1, n_c]. \quad (1.18)$$

La troisième étape est la construction de la matrice de transformation \vec{T}_m composée de vecteurs (équation 1.19) qui permet de développer la région autour de la courbe vers l'espace anamorphosé I_S qui est illustré dans l'image C.

$$\vec{T}_m = \begin{bmatrix} (n_{x_1} \vec{a} + x_1, n_{y_1} \vec{a} + y_1) \\ \vdots \\ (n_{x_{n_c}} \vec{a} + x_{n_c}, n_{y_{n_c}} \vec{a} + y_{n_c}) \end{bmatrix}^T \quad (1.19)$$

et

$$I_S = I(\vec{T}_m) \quad (1.20)$$

où \mathbf{s} est un vecteur d'échantillonnage (équation 1.21) de dimension N , avec une résolution Δs et couvrant une distance L de chaque côté de la courbe. L'indice i indique une transposition de la matrice. \mathbf{M} est de dimensions N par N .

$$(1.21)$$

Dans l'image D de la Figure 1.13, un rehaussement est effectué, suivi d'une segmentation par chemin minimal à l'image E (solution en vert). La dernière étape est de ramener la solution vers l'espace de l'image originale (image F) pour obtenir la segmentation finale :

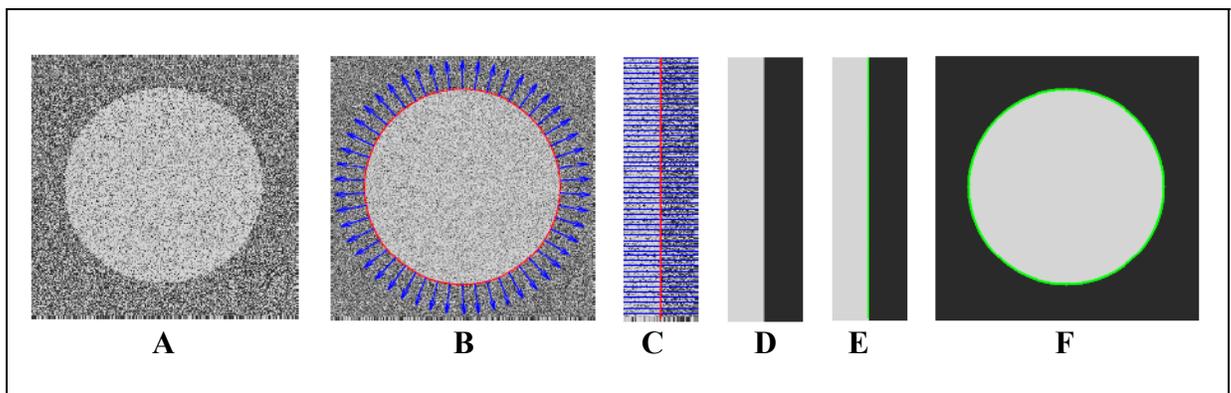
$$(1.22)$$


Figure 1.13 Illustration de la segmentation à partir d'une forme *a priori*.

A) Disque bruité à segmenter; B) Initialisation de la courbe (rouge) et vecteurs normaux (bleu); C) Image anamorphosée; D) Rehaussement; E) Segmentation (vert); F) Retour de la solution (vert) au domaine original.
Adaptée de Chav *et al.* (2009)

1.5.2 Chemin minimal

Chav *et al.* (2009) utilisent une segmentation par chemin minimal dans leur méthode. Le concept du chemin minimal est d'extraire à l'aide d'une carte de coûts le chemin au coût minimal entre deux points dans une image. En associant un coût minimal aux éléments

mettant en valeur les structures linéaires, on s'assure de favoriser l'extraction de celles-ci. Une méthode de ce type développée par Vincent (1998) utilise la programmation dynamique et permet la segmentation de lignes même lorsque celles-ci sont peu ou pas visibles. Les auteurs présentent une méthode globale et une méthode locale. La dernière nécessitant beaucoup de calculs, nous nous concentrons donc sur la première.

La méthode globale requiert une zone de départ et une zone d'arrivée. Supposons des images en niveau de gris telles celles à la Figure 1.14. La structure à segmenter est principalement dans la direction verticale.

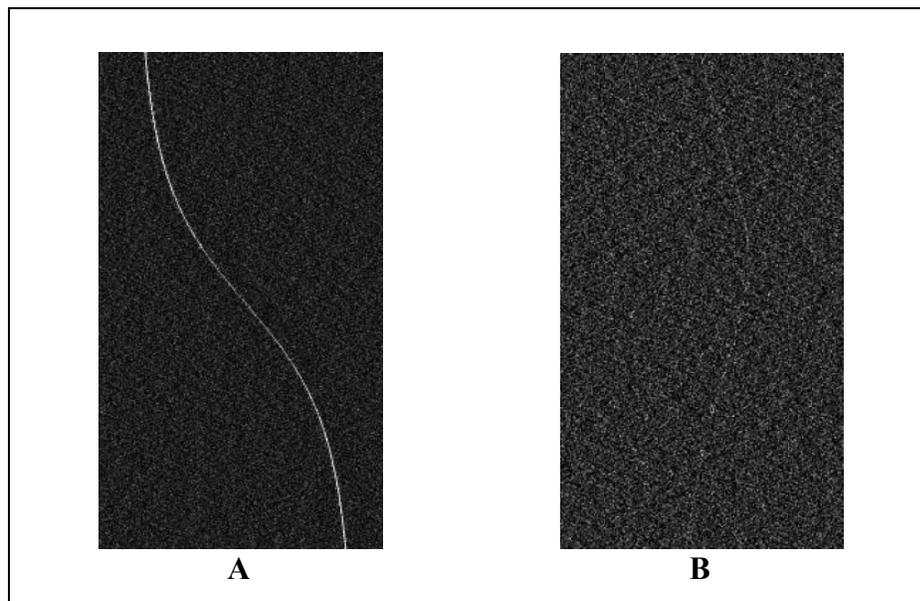


Figure 1.14 Illustration du chemin minimal.

A) En présence de peu de bruit; B) En présence de bruit important.

Tirée de Vincent (1998)

On définit tout d'abord les coûts de chaque arête entre deux pixels et selon l'équation 1.23.

(1.23)

Ensuite, pour chaque parcours, on calcule le coût du parcours, où est le nombre de parcours possible. Le coût d'un parcours est la somme des coûts des arêtes

parcourues. Le chemin au coût minimal $Cost_{min}$ entre deux zones A et B est alors la solution recherchée :

$$Cost_{min} = \min\{Cost(P_k(A, B)), k \in [1, n_p]\}. \quad (1.24)$$

Pour trouver le coût minimal, on utilise un algorithme itératif. Le point p appartient au chemin minimal si et seulement si

$$Cost_{min}(p, A) + Cost_{min}(p, B) = Cost_{min}(A, B). \quad (1.25)$$

Donc, on initialise la matrice de solution J selon l'équation 1.26.

$$J(p) = \begin{cases} 0 & p \in A \\ +\infty & \text{autrement} \end{cases} \quad (1.26)$$

Ensuite, on parcourt l'image de la zone A à B , en réitérant pour chaque pixel p , l'équation 1.27 :

$$J(p) = \min\{J(p), \min\{J(q), V_l(p, q), q \in N^+\}\} \quad (1.27)$$

où N^+ est l'ensemble des pixels voisins de p déjà visités. L'image est ensuite parcourue de B vers A . Le cycle A vers B , puis B vers A est répété jusqu'à ce qu'il y ait convergence de J . Finalement, le chemin minimal est l'ensemble des pixels aux valeurs minimales dans J allant de la zone A à B .

1.5.3 Suivi du microguide

Une des premières études publiées portant sur le suivi du guide est effectuée par Baert, van Walsum et Niessen (2003). Le guide est représenté par une spline manuellement identifiée sur la première image de la séquence. Sur l'image suivante, suite à une mise en correspondance des images par coefficient de corrélation, une translation rigide est effectuée sur la spline comme première étape de correction sur sa position. L'image courante est ensuite rehaussée par la méthode de rehaussement de Frangi, décrite à la section 1.4.2.1. On

obtient alors l'image rehaussée $F(i)$. La position de la spline est optimisée à l'aide d'une fonction d'énergie extraite de contraintes intrinsèques à la spline (courbure et longueur) et de propriétés extraites de l'image rehaussée (intensités de $F(i)$). Cette optimisation se fait selon la méthode Powell qui effectue une recherche de minimum dans la fonction d'énergie de manière itérative. Une détection d'extrémité est ensuite réalisée afin de mieux localiser la position exacte du guide jusqu'à son extrémité. Cette détection se fait de manière itérative dans la direction tangente de l'extrémité distale du guide. À chaque itération, on allonge la spline d'une distance l et on évalue une fonction $P(i)$ (voir équation 1.28) pour chaque point candidat i sur ce prolongement. On minimise cette fonction qui tient compte du déplacement précédent de l'extrémité du guide et du gradient de l'image rehaussée qui est convoluée avec un filtre gaussien de variance σ_{grad}^2 . Par ailleurs, cette détection permet une approche multi-résolution grâce à ce filtre gaussien.

$$P(i) = \exp\left(-\frac{\|\Delta x_{t(i),t-1}\| - \|\Delta x_{t-1,t-2}\|}{\sigma_{prox}^2}\right) \cdot \nabla F(i)(\sigma_{grad}) \quad (1.28)$$

où $\Delta x_{t(i),t-1}$ est le déplacement du point candidat i au temps courant, $\Delta x_{t-1,t-2}$ est le déplacement du même point au temps précédent, σ_{prox} est l'écart type de la fonction gaussienne qui pondère ces déplacements, $\nabla F(i)$ est le gradient de l'image rehaussée et σ_{grad} est le facteur d'échelle gérant l'approche multi-résolution.

Les tests de l'étude de Baert *et al.* (2003) portent sur 20 séquences-vidéo composées de 14 à 50 images provenant d'interventions à l'abdomen, au thorax, à la région cardiaque et au cerveau. Dans cette base de données, les auteurs ont séparé les guides à l'extrémité distale droite (160 images) des guides à l'extrémité distale en forme de 'J' (195 images) et ont évalué l'erreur moyenne, l'erreur de localisation de l'extrémité distale, le taux de succès basé sur un seuillage de l'erreur moyenne et le taux de succès du suivi de l'extrémité distale. Les résultats obtenus sont une erreur moyenne de 1,15 pixels (0,46 mm), une erreur à l'extrémité distale de 3,28 pixels (1,31 mm), des taux de succès respectifs de 96,4 % et de 91,3 % pour des guides à l'extrémité en forme de 'J'. Pour des guides à l'extrémité droite, les résultats

sont de 0,53 pixel (0,21 mm) pour l'erreur moyenne, 2,77 pixels (1,11 mm) pour l'erreur à l'extrémité distale, pour des taux de succès de 100 % et de 94,4 % respectivement. Les auteurs ne donnent aucune information sur le poids computationnel de la méthode. Par contre, des analyses intra-observateur et inter-observateurs sont effectuées et présentées avec les résultats (voir Tableau 1.1).

Tableau 1.1 Résultats de Baert, van Walsum et Niessen (2003)
Tiré de Baert, van Walsum et Niessen (2003)

Results of the Method on the Evaluation Set for Both J-Tipped and Straight Guide Wires						
Guide Wire		Scale (Begin-End) (Pixels)	Mean Distance (Pixels)	Tip Distance (Pixels)	Tracking Success (%)	Tip Detection Success (%)
J-tipped	Intra observer		0.66	1.09		
	Inter observer		1.04	1.46		
	Without endp. loc.		0.93	4.66	96.4	
	With endp. loc.	$\sigma_{grad} = 16-1$	1.15	3.28	96.4	91.3
Straight	Intra observer		0.47	0.77		
	Inter observer		0.52	1.34		
	With endp. loc.	$\sigma_{grad} = 16-1$	0.53	2.77	100	94.4

Une deuxième étude intéressante pour le suivi du guide est celle de Spiegel *et al.* (2009). Leur méthode fait appel à la DSA pour l'extraction d'un arbre vasculaire utilisé pour limiter la zone de travail. Un filtre rehausseur de structures linéaires, similaire au filtre de Frangi, est appliqué sur l'image. L'image est ensuite traitée par morphologie pour réduire la quantité d'artéfacts présents. Le guide est représenté par une B-spline qui est créée en liant par l'algorithme Dijkstra les segments de l'image rehaussée. La méthode est testée sur cinq séquences de 32 à 249 images par séquence pour un total de 769 images. L'erreur moyenne obtenue, calculée de la même manière que Baert, van Walsum et Niessen (2003), varie entre 0,25 mm et 1,02 mm, alors que l'erreur à l'extrémité distale varie entre 0,79 mm et 1,28 mm. Le taux de succès est évalué qualitativement dans cette étude et varie entre 78 et 98 % (voir Tableau 1.2). Les auteurs estiment un temps de calcul de 0,5 à 1,0 secondes par image.

Tableau 1.2 Résultats de Spiegel *et al.* (2009)*
Tiré de Spiegel *et al.* (2009)

Measurements	patient 1	patient 2	patient 3	patient 4	patient 5
# Frames	132	249	223	133	32
Dimension x/y	720/720	512/512	720/720	720/720	776/776
Efficiency in FPS	1.1-1.5	1.9-2.1	1.2-1.4	1.2-1.4	1.2-1.4
Tracking	78%	98%	85%	95%	88%
avg. d_{tip} ($\sigma_{d_{tip}}$)	0.79(0.77)	1.05(0.90)	1.28(1.08)	0.89(0.93)	1.20(0.74)
avg. d_{mean} ($\sigma_{d_{mean}}$)	0.28(0.13)	0.25(0.20)	0.32(0.16)	1.02(0.33)	0.52(0.20)

*Les mesures sont en mm.

1.5.4 Détection de mouvement

Bien que les études ci-dessus aient pour objectif le suivi du guide sur séquences d'images fluoroscopiques, il faut remarquer que les techniques utilisées ne sont pas des techniques fondées sur la détection de mouvement. La détection de mouvement en traitement d'image consiste à évaluer un changement dans la scène entre deux moments différents. La soustraction d'image peut être utilisée pour détecter ces changements.

Par exemple, Takemura *et al.* (2007) utilisent la DSA pour détecter le mouvement du marqueur de l'extrémité d'un cathéter. Cette extrémité étant généralement le point d'intensité le plus élevé sur l'image, le suivi est effectué sur ce point dans l'image soustraite. La moyenne des quatre images précédant l'image courante constitue l'image de référence et n'est renouvelée que s'il y a eu un mouvement détecté dans l'image courante. En effectuant une soustraction de l'image de référence à l'image présente, tout mouvement ayant eu lieu présentera des pixels avec des valeurs non-négligeables alors que toute portion statique deviendra négligeable.

D'autres auteurs, Schoonenberg *et al.* (2005), utilisent l'information de mouvement pour filtrer de façon adaptative les images fluoroscopiques. Pour détecter les structures linéaires en mouvement, les auteurs effectuent un rehaussement par la méthode de Frangi sur l'image courante et l'image soustraite. Les structures en mouvement sont celles qui apparaissent

simultanément sur l'image courante et sur l'image soustraite. Ensuite, un filtre temporel est appliqué aux sections de l'image présentant un mouvement, alors qu'un filtre spatial est appliqué à celles sans mouvement. Le résultat est une image filtrée aux outils plus visibles sur un fond sombre. Les auteurs appliquent leur méthode sur 69 images avec un cathéter en mouvement. Dans 32 % des cas, le cathéter complet est détecté, dans 59 % des cas, une partie du cathéter est détectée et dans 10 % des cas, le cathéter n'est pas détecté du tout. Le marqueur du cathéter est détecté dans 59 % des cas.

1.6 Validation en traitement d'images médicales

Le développement de nouveaux algorithmes de traitement d'images est nécessaire pour s'adapter aux défis spécifiques du domaine médical grandissant. Il est par contre tout aussi nécessaire d'en assurer la validation adéquate pour permettre l'application clinique des méthodes. Une difficulté présente est le manque de méthodes standards pour la validation d'algorithmes (Jannin, Grova et Maurer, 2006). Cette lacune est reflétée dans les articles scientifiques du domaine. Plusieurs offrent des évaluations qualitatives de leurs résultats (Franken *et al.*, 2006; Schoonenberg *et al.*, 2005; Zarkh et Klaiman, 2005). Les évaluations qualitatives sont importantes, mais elles sont subjectives et permettent difficilement la comparaison entre les méthodes utilisées. Bien que d'autres auteurs effectuent des évaluations quantitatives, peu d'entre eux utilisent exactement les mêmes méthodes de mesures. Par exemple, le taux de succès d'un algorithme est évalué de manière subjective par Spiegel *et al.* (2009) et par Franken *et al.* (2006), alors que Baert, van Walsum et Niessen (2003) utilisent un seuil basé sur l'erreur moyenne. D'autres auteurs, Bredno, Martin-Leung et Eck (2004), utilisent une mesure de qualité basée sur la binarisation des pixels segmentés, méthode rappelant une autre mesure de performance, les courbes *receiver-operating-characteristics* décrites à la section 1.6.4. Face à ces défis, certains proposent des méthodologies pour standardiser la validation des algorithmes de traitement d'images (Chalana et Kim, 1997; Jannin, Grova et Maurer, 2006).

1.6.1 Critères de validation

Jannin *et al.* (2002) proposent six critères de validation pour les méthodes de traitement d'images en interventions assistées par imagerie: la précision, la fiabilité, la robustesse, la détection d'incidents, la complexité fonctionnelle (temps de calcul) et la constance (en recalage seulement). La précision quantifie la déviation de la solution par rapport à la solution réelle. La fiabilité évalue la répétabilité de l'algorithme : une grande fiabilité signifie que l'algorithme présente les mêmes résultats lorsque répété plusieurs fois sur les mêmes données. La robustesse est une mesure de la capacité de l'algorithme à obtenir de bons résultats malgré des conditions variables. La détection d'incidents est la capacité de la méthode à détecter qu'elle fait une erreur, puis à agir en conséquence ou à indiquer l'erreur. La complexité fonctionnelle devrait être moindre pour assurer un temps de calcul minimal. Enfin, la constance s'applique en recalage et évalue l'équivalence de la composition d'une image avant et après transformation.

1.6.2 Référence absolue (gold standard) et bronze standard

Pour valider le résultat d'un algorithme, il est nécessaire de connaître le résultat désiré pour évaluer la précision de l'algorithme. Par contre, en traitement d'image, la solution idéale est rarement disponible *a priori*. Cette solution idéale, normalement appelée référence absolue ou *gold standard*, doit alors être identifiée par un ou plusieurs experts sur les images d'intérêt. La segmentation manuelle par un expert permet donc de créer une référence approximative que nous nommons le *bronze standard* (Jannin *et al.*, 2002). Cette référence permet l'évaluation quantitative des algorithmes de traitement d'images.

L'interprétation des images est une tâche subjective qui peut varier d'un individu à l'autre et même entre observations d'un même individu à des moments différents. Afin d'optimiser le *bronze standard*, plusieurs individus peuvent être appelés à effectuer plusieurs segmentations manuelles sur les mêmes bases de données. Il est alors possible d'extraire la variabilité inter-observateurs, var_{inter} (voir équation 1.29) et la variabilité intra-observateur, var_{intra} (voir équation 1.30). Une grande variabilité inter-observateurs indique un désaccord

d'interprétation entre les individus, signifiant que le *bronze standard* doit être utilisé avec réserve. L'erreur calculée sur l'algorithme de traitement d'images doit être interprétée en fonction de la variabilité du *bronze standard*. La variabilité intra-observateur indique qu'un même individu n'interprète pas les images de la même façon à des temps différents. Lorsque cette caractéristique est élevée, la fiabilité du bronze standard décroît davantage.

$$var_{inter} = \frac{1}{N_{im}} \frac{1}{N_{obs}} \sum_{l=1}^{N_{im}} \sum_{k=1}^{N_{obs}} D(C_k^l, C_{ref}^l) \quad (1.29)$$

$$var_{intra} = \frac{1}{N_{im}} \frac{1}{N_{itr}} \sum_{l=1}^{N_{im}} \sum_{m=1}^{N_{itr}} D(C_m^l, C_{ref_obs}^l) \quad (1.30)$$

où N_{im} est le nombre d'image segmentées, N_{obs} est le nombre d'observateurs, N_{itr} est le nombre de fois qu'un observateur effectue la segmentation d'une même image, C est la courbe tracée, C_{ref} est la courbe moyenne composée des segmentations manuelles des différents observateurs, C_{ref_obs} est C_{ref} pour un seul observateur et $D(C, C_{ref})$ est la distance entre deux courbes. La définition de cette distance $D(C, C_{ref})$ est donnée dans la prochaine section.

1.6.3 Mesures de distance

Afin d'évaluer la précision d'un algorithme, l'erreur moyenne est souvent utilisée (Aylward et Bullitt, 2002; Baert, van Walsum et Niessen, 2003; Spiegel *et al.*, 2009; Takemura *et al.*, 2007).

Dans le cas d'un microguide qui prend la forme d'une ligne dans l'image 2D, l'objet segmenté automatiquement est représenté par une courbe C_{obj} , et l'objet de référence, manuellement segmenté, est représenté par la courbe C_{ref} . L'erreur moyenne de l'algorithme est donc la distance moyenne entre ces deux courbes. Baert, van Walsum et Niessen (2003) utilisent l'équation 1.33 pour mesurer la distance moyenne D entre les deux courbes C_{obj} et C_{ref} . On définit en premier lieu la distance d entre deux points a et b :

$$d(a, b) = \|a - b\|. \quad (1.31)$$

On définit ensuite la distance minimale d'un point i d'une première courbe à une deuxième courbe composée de n_c points:

$$d_{min}(C_{obj}(i), C_{ref}) = \min_j d(C_{obj}(i), C_{ref}(j)), \quad j \in [1, n_c]. \quad (1.32)$$

La distance moyenne D entre deux courbes est alors obtenue par une mesure symétrique définie comme suit :

$$D(C_{obj}, C_{ref}) = \frac{1}{2n_c} \left[\sum_{i=1}^{n_c} d_{min}(C_{obj}(i), C_{ref}) + \sum_{j=1}^{n_c} d_{min}(C_{obj}, C_{ref}(j)) \right] \quad (1.33)$$

Dans une application telle que celle de la neuroradiologie où la précision est primordiale, il serait plus approprié de faire usage d'une mesure qui reflète plus globalement l'erreur présente. L'erreur quadratique moyenne (*root mean square* ou *RMS*) est donc une mesure plus adéquate qui accorde un poids plus important aux différences plus élevées. On calcule donc aussi la distance RMS $D_{RMS}(C_{obj}, C_{ref})$, définie dans l'équation 1.34.

$$D_{RMS}(C_{obj}, C_{ref}) = \frac{1}{2} \left[\sqrt{\frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} d_{min}^2(C_{obj}(i), C_{ref})} + \sqrt{\frac{1}{n_c} \sum_{j=1}^{n_c} d_{min}^2(C_{obj}, C_{ref}(j))} \right] \quad (1.34)$$

Une autre mesure de précision très importante pour les neuroradiologistes est l'erreur de position de l'extrémité distale de leurs outils. Cette extrémité doit être positionnée près de l'anévrisme et pourrait en causer la rupture si elle exerce une pression inadéquate sur sa paroi. L'erreur à l'extrémité distale est facilement obtenue lorsque la référence est disponible. Il s'agit d'une mesure de distance entre deux points dont la précision dépend du diamètre de l'anévrisme traité.

1.6.4 Courbes receiver-operating-characteristics (ROC)

Les courbes *receiver-operating-characteristics* (ROC), initialement développées pour évaluer la performance de détecteurs radars, sont utilisées en radiologie pour comparer les diagnostics de différents radiologues ou de différentes modalités d'imagerie (Bushberg, 2002). Un diagnostic invoque une prise de décision qui classe un cas dans les catégories « normal » ou « anormal ». Ceci donne lieu à la matrice décisionnelle illustrée au Tableau 1.3. On définit la sensibilité du diagnostic par le taux de vrai-positifs, les éléments qui sont identifiés « anormaux parmi la population des anormaux » ($\text{vrai positifs} / (\text{vrai positifs} + \text{faux négatifs})$), et la spécificité par le taux de normaux dans la population des normaux ($\text{vrai négatifs} / (\text{vrai négatifs} + \text{faux positifs})$). La courbe ROC est la représentation graphique des taux de sensibilité versus les taux de spécificité (voir Figure 1.15). Il est nécessaire, pour créer une courbe ROC, d'identifier un critère de décision ou une valeur seuil qui dicte le diagnostic du radiologue ou de la modalité d'imagerie. À chaque décision sont associés un taux de sensibilité et un taux de spécificité, ce qui permet d'identifier un point sur la courbe ROC. Le calcul de l'aire sous la courbe permet d'apprécier la performance du test diagnostic, une surface de 1 étant celle d'un test parfait (uniquement des bonnes décisions).

Tableau 1.3 Matrice de décision
Adapté de Bushberg (2002)

	Réellement « anormal »	Réellement « normal »
Diagnostiqué « anormal »	Vrai positif	Faux positif
Diagnostiqué « normal »	Faux négatif	Vrai négatif

Dans le cas d'une segmentation d'image, les vrai-positifs sont les pixels identifiés correctement comme structure d'intérêt, alors que les faux-positifs sont les pixels identifiés comme structure d'intérêt, mais qui sont en fait des artefacts ou des éléments de fond. Le critère de décision est un paramètre variable. Pour comparer des méthodes de rehaussement d'images, chaque image rehaussée est segmentée par seuillage et les taux de sensibilité et de

spécificité définissent un point de la courbe ROC. On varie le seuil du seuillage pour obtenir les autres points de la courbe associée à un rehaussement spécifique d'une image donnée.

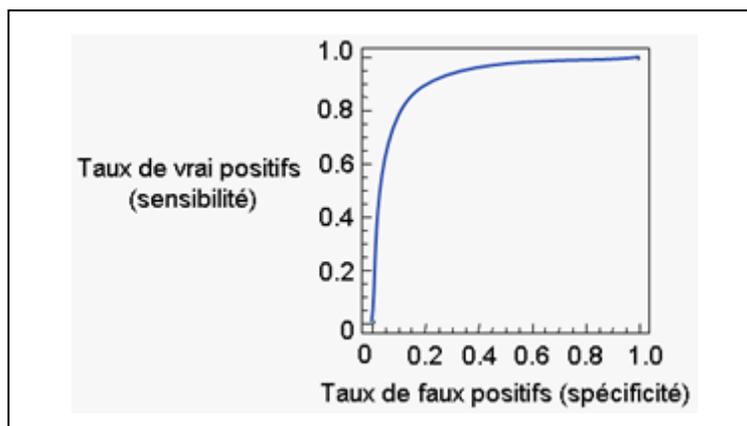


Figure 1.15 Une courbe ROC.
Adaptée de MedCalc Software (1993-2010)

Pour une comparaison plus facile, on mesure l'aire sous la courbe (AUC) des courbes ROC. Une AUC de 1 représente un score parfait, indiquant qu'il y a un seuil où il est possible d'atteindre une sensibilité de 1 et une spécificité de 0. La méthode de rehaussement qui permet d'obtenir une AUC plus élevée offre une meilleure performance.

1.7 Problématique et objectifs

1.7.1 Contexte du projet

Une des raisons d'être du traitement d'image en fluoroscopie est l'amélioration de la qualité des images pour faciliter la visualisation durant l'intervention endovasculaire. Il permet aussi d'offrir des outils qui facilitent le travail des neuroradiologistes. Actuellement, durant l'intervention, les neuroradiologistes utilisent deux vues bidimensionnelles affichant les outils thérapeutiques sur une image soustraite où l'on voit l'arbre vasculaire (voir Figure 1.9). Ils travaillent donc sur une scène réelle en trois dimensions, mais ne peuvent visualiser leur environnement de travail qu'en deux dimensions. La position réelle des outils doit être estimée mentalement.

Afin d'offrir aux cliniciens les meilleurs outils possibles, nous proposons de développer un outil de visualisation 3D pour utilisation en temps quasi-réel durant les interventions neuroradiologiques. En affichant les outils en 3D, les neuroradiologistes auront une meilleure compréhension du mouvement de leurs outils thérapeutiques dans l'arbre vasculaire 3D. De plus, il sera possible avec cet outil de générer une vue bidimensionnelle physiquement inaccessible par les arceaux de l'appareil fluoroscopique. Cet outil présente de nombreux avantages. Notamment, il permettra de faciliter la navigation des outils thérapeutiques, de réduire la durée de l'intervention, de minimiser la dose d'utilisation d'agent de contraste et de minimiser le temps d'exposition du patient et des cliniciens aux rayons X. Pour le patient, ces avantages signifient une possibilité accrue de rétablissement plus rapide et de diminution du temps d'hospitalisation; et pour les cliniciens, un roulement plus rapide de patients traités. La diminution de l'irradiation est un problème important en neuroradiologie interventionnelle : des cas de calvities et de radiodermite sont rapportés pour des procédures complexes (Hayakawa *et al.*, 2010).

Un logiciel de visualisation 3D débute par la détection et le suivi de l'outil sur images bidimensionnelles. Par stéréo-projection, l'outil est reconstruit en trois dimensions et peut être affiché dans l'arbre vasculaire 3D préalablement acquis. Plusieurs éléments tels que l'implémentation dans un système préexistant, la validation sur fantômes et la validation clinique sont ensuite nécessaires.

Le développement de ce logiciel est un projet de recherche en partenariat avec la compagnie Siemens et financé par le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG). Les membres de l'équipe proviennent du Laboratoire de recherche en imagerie et orthopédie (LIO), de l'École de technologie supérieure (ÉTS) et du département de radiologie du Centre hospitalier de l'Université de Montréal (CHUM), de l'Hôpital Notre-Dame. Ce projet de maîtrise s'inscrit dans ce projet de recherche et se concentre sur le suivi du microguide sur images fluoroscopiques bidimensionnelles.

1.7.2 Objectifs

L'objectif principal de ce projet est de démontrer la faisabilité du concept du suivi du microguide en temps quasi-réel (3-5 secondes) avec un bon taux de réussite.

Voici les objectifs secondaires permettant de mener à terme ce projet :

- 1) Explorer les outils en traitement d'images relatifs aux applications en neuroradiologie;
- 2) Déterminer des critères et des contraintes de développement;
- 3) Développer une méthode robuste avec un taux de réussite élevé;
- 4) Développer une méthode rapide (3 à 5 secondes);
- 5) Mettre en place une structure rigoureuse de validation;
- 6) Valider la méthode de suivi du microguide sur images fluoroscopiques.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE

Le développement d'un outil de suivi du microguide doit passer par plusieurs étapes telles que l'exploration des outils de rehaussement d'images fluoroscopiques, l'exploration des outils de segmentation, la mise en place d'une méthode de validation et la validation de la méthode.

Ce chapitre est séparé en trois sections principales. Dans la première section, deux méthodes de rehaussement de structures linéaires sur images fluoroscopiques sont comparées, soit la méthode de Frangi et l'utilisation de la banque de filtres directionnels DDFB. Ensuite, des critères de performance sont établis et une méthode de suivi du microguide est développée. Enfin, la troisième section présente les procédures de validation et d'évaluation de la performance de la méthode de suivi. Une interface est développée pour permettre la création d'un standard de bronze contre lequel les résultats de la méthode sont validés.

Le développement est effectué dans l'environnement MATLAB, sur un ordinateur Intel Core 2 CPU à 2,13 GHz, avec 2,00 Go de mémoire vive.

La collecte de données est effectuée au département de radiologie de l'Hôpital Notre-Dame lors d'interventions d'embolisation d'anévrismes cérébraux. La sauvegarde de séquences-vidéo suit un protocole pré-établi et ayant reçu l'approbation des comités éthiques du CRCHUM et de l'ÉTS (voir ANNEXE II et ANNEXE III). Elle ne modifie en aucune façon la procédure typique des interventions neuroradiologiques. Les images sauvegardées sont en niveau de gris, telles que l'image présentée à la Figure 2.1.

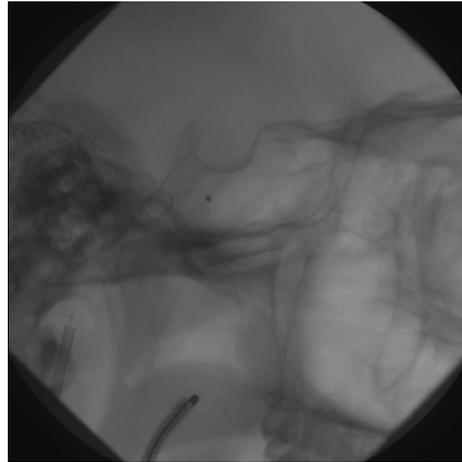


Figure 2.1 Une image fluoroscopique.

2.1 Rehaussement des images

La première section de la méthodologie porte sur la comparaison de deux méthodes de rehaussement d'images. Cette étape permet d'identifier la méthode la plus appropriée pour le rehaussement des images fluoroscopiques.

Étant donné la basse résolution des images fluoroscopiques, le rehaussement est une étape essentielle de leur traitement. Dans le cas des images d'embolisation, plusieurs études (Baert, van Walsum et Niessen, 2003; Bredno, Martin-Leung et Eck, 2004; Schoonenberg *et al.*, 2005; Spiegel *et al.*, 2009) ont adapté au microguide la méthode développée par Frangi pour le rehaussement des vaisseaux sanguins. Nous vérifions si l'algorithme de DDFB peut lui aussi être adapté au microguide et appliqué sur des images fluoroscopiques. Il est aussi important de savoir si le DDFB peut donner un meilleur rehaussement du microguide que la méthode de Frangi.

2.1.1 Implémentation des méthodes de Frangi et du DDFB

Pour implémenter la méthode de Frangi, nous remplissons l'image rognée I de tous les côtés par un pixel additionnel miroitant l'image, créant I_{pad} aux dimensions $(m + 2) \times (n + 2)$.

Ceci permet d'obtenir la première dérivée de l'image à un point $p_{i,j} = (x(i), y(j))$ selon la formule des équations 2.1 et 2.2.

$$I_x(i, j) = \frac{I(p_{i+1,j}) - I(p_{i-1,j})}{2} \quad (2.1)$$

$$I_y(i, j) = \frac{I(p_{i,j+1}) - I(p_{i,j-1})}{2} \quad (2.2)$$

où $i \in [1, m + 2], j \in [1, n + 2]$. Similairement, on obtient les deuxièmes dérivées par les équations 2.3, 2.4, 2.5 et 2.6 après un deuxième remplissage et on construit la matrice Hessian.

$$I_{xx}(i, j) = \frac{I_x(p_{i+1,j}) - I_x(p_{i-1,j})}{2} \quad (2.3)$$

$$I_{yy}(i, j) = \frac{I_y(p_{i,j+1}) - I_y(p_{i,j-1})}{2} \quad (2.4)$$

$$I_{xy}(i, j) = \frac{I_x(p_{i,j+1}) - I_x(p_{i,j-1})}{2} \quad (2.5)$$

$$I_{yx}(i, j) = \frac{I_y(p_{i+1,j}) - I_y(p_{i-1,j})}{2} \quad (2.6)$$

Les valeurs propres à chaque point sont extraites de la matrice Hessian par l'équation 2.7 :

$$\lambda_{1,2} = \frac{1}{2} \left[(I_{xx} + I_{yy}) \pm \sqrt{4 I_{xy} I_{yx} + (I_{xx} - I_{yy})^2} \right] \quad (2.7)$$

Les paramètres de sensibilité de l'équation 1.23, β_1 et β_2 , sont ajustés empiriquement (essai-erreur) à 0,8 et 8. Suite à ce traitement, l'image résultante $I_{hess} = I_V$ présente des structures linéaires rehaussées à l'échelle du microguide et un fond homogène sombre.

Le filtre DDFB est implémenté tel que décrit dans la section 1.4.2.2, à l'exception du filtre prototype H_0 . Ce dernier doit normalement être un filtre discret créé par réponse impulsionnelle infinie ou réponse impulsionnelle finie dont les caractéristiques assurent la convergence de la solution et la minimisation des artéfacts propres aux filtres spectraux.

Dans le but premier de vérifier rapidement le potentiel de l'utilisation de ce filtre, une première expérimentation est effectuée avec un filtre prototype idéal en forme de sablier. Il est régénéré à chaque image pour correspondre à la ROI variante des images. Les paramètres γ_L, γ_H, c du filtre homomorphique de cette méthode sont ajustés empiriquement (essai-erreur) à $\gamma_L = 0,25, \gamma_H = 3$, et $c = 0,003$. Suite au rehaussement homomorphique, le rehaussement par la méthode de Frangi sur les coordonnées réorientées des équations 1.15, 1.16, et 1.17.

Ainsi, deux méthodes sont testées en parallèle sur les mêmes images. Leurs résultats sont comparés à ceux d'un *bronze standard* (voir la section 2.3.1). Nous utilisons l'aire sous les courbes ROC pour en évaluer la performance.

2.1.2 Comparaison des méthodes : ROC, AUC

Les tests sont effectués sur 506 images fluoroscopiques provenant de 9 séquences d'interventions neuroradiologiques. Le traitement d'image est appliqué sur une région de 30 pixels autour du *bronze standard* (voir la section 2.3.1). L'aire sous la courbe de chacune des courbes ROC est mesurée et la moyenne pour chaque séquence est calculée. Bien que les images d'une séquence puissent présenter différentes caractéristiques selon la position et le mouvement du microguide, les conditions d'acquisition et les artefacts de fond restent semblables. L'AUC moyenne nous permet d'avoir une idée générale de la performance d'une méthode dans une séquence donnée.

Le temps d'exécution moyen de chaque méthode est aussi noté et comparé.

2.2 Algorithme de suivi du microguide

Dans cette deuxième section, nous définissons tout d'abord six critères de développement. Ensuite, nous expliquons en détails les étapes de l'algorithme de suivi du microguide.

La segmentation du guide tient compte de deux types de mouvement : le mouvement d'avancement et de recul qui permet au microguide de progresser près de l'anévrisme ou

d'être retiré, et le mouvement latéral du guide qui s'étend sur la largeur du vaisseau sanguin dans lequel il se trouve. Le mouvement latéral peut aussi être dû aux pulsations engendrées par les battements cardiaques. Ces deux types de mouvement seront considérés séparément pour permettre l'utilisation de méthodes de segmentation rapides et efficaces dans chacune des situations.

La méthode d'anamorphose de Chav *et al.* (2009) est utilisée pour suivre le mouvement latéral du microguide. Les avantages encourus sont la rapidité d'implémentation, l'utilisation d'une région restreinte et ajustable et la possibilité d'implémenter des filtres et des algorithmes de segmentation simples ou simplifiés.

Suite au suivi du mouvement latéral, les extrémités sont considérées pour le suivi du mouvement d'avancement et de recul. Une segmentation par croissance de région est utilisée pour trouver les pixels dans des directions prédéfinies. Les méthodes sont détaillées dans les sections ci-dessous.

2.2.1 Critères de performance

La méthode proposée doit répondre à plusieurs critères afin d'assurer une performance acceptable pour l'application clinique. Nous reprenons ici les critères établis par Jannin (voir section 1.6.1) Nous remplaçons le critère de constance qui ne s'applique qu'en recalage et utilisons plutôt le critère de l'automatisme. L'automatisme tient compte du nombre d'interventions humaines requises pour le fonctionnement de la méthode. Jannin *et al.* (2002) ne décrivent pas les mesures quantitatives nécessaires à l'évaluation des critères. Nous avons donc défini nous-mêmes ces mesures et les présentons dans le Tableau 2.1. Les critères seront discutés dans la section 2.3 (Méthodes de Validation).

Tableau 2.1 Mesures associées aux critères de performance

Critère	Mesures
Précision	<ul style="list-style-type: none"> - Erreur moyenne $D(\zeta, \psi)$ sur la position latérale - Erreur RMS $D_{RMS}(\zeta, \psi)$ sur la position latérale - Erreur $D_{TIP}(\zeta, \psi)$ à l'extrémité distale
Fiabilité	<ul style="list-style-type: none"> - Test-retest
Robustesse	<ul style="list-style-type: none"> - Taux de segmentations réussies selon seuils prédéterminés sur une variété de séquences-type
Détection d'incidents	<ul style="list-style-type: none"> - Éléments de détection et leurs utilités
Rapidité	<ul style="list-style-type: none"> - Temps de calcul par image
Automatisme	<ul style="list-style-type: none"> - Nombre d'interventions d'utilisateur requises

Les images fluoroscopiques acquises lors d'embolisation d'anévrismes cérébraux comprennent de multiples superpositions osseuses qui gênent la visualisation du guide et peuvent créer des artefacts. Ces artefacts apparaissent différemment selon les séquences d'images, variant selon les patients et l'angle de visualisation.

De plus, le microguide se présente sous différentes formes dans les images fluoroscopiques à cause de la projection de l'objet 3D sur un plan bidimensionnel. Ainsi, le microguide apparaît parfois comme une ligne courbe simple, avec une boucle, avec un ou plusieurs croisements, ou avec des discontinuités dues à la projection. Bien que la segmentation dans toutes ces conditions soit désirable, le développement de l'algorithme de suivi est limité aux images présentant principalement un microguide apparaissant comme une ligne courbe simple, car ceci est la forme la plus courante du microguide. De plus, les difficultés rencontrées en segmentation 2D sur des microguides croisés, en boucle ou avec angles très prononcés peuvent être solutionnées avec l'information 3D qui n'est pas considérée dans ce travail.

2.2.2 Connaissance *a priori*

L'algorithme de suivi du microguide utilise des éléments qui favorisent la minimisation des temps de calcul tout en offrant la meilleure performance possible. Le travail s'effectue sur une séquence d'images en continue, ce qui signifie que lorsque nous connaissons la position du microguide dans une image, cette position peut servir de position référence dans l'image suivante. Nous supposons donc toujours avoir la connaissance de la position du microguide au temps $t - 1$, lorsque nous travaillons sur l'image au temps présent t . Cette information peut être acquise à la première image de la séquence par une segmentation manuelle ou par un algorithme de détection d'outil tel que celui de Lessard *et al.* (2008). Le microguide est représenté par une courbe C . Ainsi, la position initiale C_{init} du microguide est définie par l'équation 2.8.

$$C_{init} = \{\cup P_i(x_{init}(i), y_{init}(i)), i \in [1, n_c]\} \quad (2.8)$$

où $i = 1$ représente toujours le côté proximal de la zone radio-opaque du microguide et $i = n_c$ représente le côté distal à l'extrémité du microguide et n_c est le nombre de points utilisés pour représenter la courbe C_{init} .

2.2.3 Région d'intérêt (ROI)

Le traitement d'image est limité à une région d'intérêt autour de l'objet. En effectuant les calculs algorithmiques sur une région restreinte de l'image, nous minimisons les calculs inutiles et le temps de calcul. La ROI sélectionnée doit être assez petite pour réellement minimiser le temps de calcul, mais assez large aussi pour être en mesure de capter les grands mouvements du microguide. Pour une image originale I_{orig} de dimensions $m \times n$, l'image rognée I est définie par l'équation 2.9.

$$I = I_{orig}(x_{min}:x_{max}, y_{min}:y_{max}) \quad (2.9)$$

où

$$x_{min} = \begin{cases} \min(\mathbf{x}_{init}) - \Delta m & \text{si } \min(\mathbf{x}_{init}) - \Delta m \geq 1 \\ 1 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.10)$$

$$x_{max} = \begin{cases} \max(\mathbf{x}_{init}) + \Delta m & \text{si } \max(\mathbf{x}_{init}) + \Delta m \leq m \\ m & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.11)$$

$$y_{min} = \begin{cases} \min(\mathbf{y}_{init}) - \Delta n & \text{si } \min(\mathbf{y}_{init}) - \Delta n \geq 1 \\ 1 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.12)$$

$$y_{max} = \begin{cases} \max(\mathbf{y}_{init}) + \Delta n & \text{si } \max(\mathbf{y}_{init}) + \Delta n \leq n \\ n & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.13)$$

Δm et Δn sont respectivement les distances horizontales et verticales entre le microguide et les bordures de la ROI. Dans les images subséquentes, on remplace les coordonnées $(\mathbf{x}_{init}, \mathbf{y}_{init})$ par les coordonnées (\mathbf{x}, \mathbf{y}) que l'on a segmentées à l'image précédente. Ainsi, la ROI est variable et s'ajuste aux nouvelles segmentations. En utilisant une telle ROI, il est possible que la nouvelle position du microguide se retrouve à l'extérieur de la ROI si une des trois situations suivantes se présentent : 1) le mouvement du microguide est plus grand qu'anticipé; 2) il y a erreur dans la position *a priori*; ou 3) le microguide est à l'extérieur de l'image originale. Dans le dernier cas, on peut signaler que la segmentation du microguide est limitée à la région visualisée par le système fluoroscopique, mais aucune correction ne peut être apportée à la ROI. Dans les deux autres cas, en plus de signaler que la bordure de la ROI est atteinte, une ROI composée de coordonnées couvrant une plus grande étendue sera utilisée pour la prochaine image.

Baert, van Walsum et Niessen (2003) ont évalué que le mouvement du microguide reste généralement inférieur à 4 mm. La carotide interne possède un diamètre moyen de 4,6 et 5,1 mm chez la femme et chez l'homme respectivement (Krejza *et al.*, 2006). Les autres vaisseaux cérébraux sont plus petits. Afin d'assurer la détection des grands mouvements, Δm et Δn sont établis à approximativement 19 pixels (4,37 à 5,7 mm).

2.2.4 Prétraitement de l'image

Suite à l'étude sur les méthodes de rehaussement d'images, la méthode de Frangi est sélectionnée. Cet algorithme est implémenté de la manière décrite à la section 2.1.1 en ajustant par essais et erreurs les paramètres de sensibilisation β_1 et β_2 à 0,8 et 8.

2.2.5 Anamorphose de l'image

Les paramètres de la méthode d'anamorphose sont les suivants : la largeur w de la bande, la résolution de celle-ci définie par le pas Δw et le nombre n_c de points utilisés pour représenter la courbe C . Ces trois paramètres définissent les dimensions de la fenêtre de travail I_s suite à l'anamorphose. Des petites valeurs w et n_c et un pas de 1 assureraient des temps de calcul plus rapides, car cela minimiserait la fenêtre de travail. Par contre, w doit être assez grand pour être en mesure de suivre le microguide lorsque ce dernier effectue un grand mouvement, mouvement pouvant couvrir une distance de 4 mm. Ainsi, une valeur de 18 pixels lui est attribuée. Parallèlement, le nombre n_c doit être assez grand pour représenter le microguide. Un nombre trop petit de points peut mener à une résolution trop faible pour représenter la courbe dans les zones à grandes courbures. Un pas Δw plus petit que 1 permettrait de travailler en résolution sous-pixel. Dans le cas où il n'y a pas de lissage appliqué sur la courbe, cette caractéristique peut s'avérer très importante pour assurer la précision de la segmentation. Dans le cas où le microguide est représenté par une courbe paramétrique, un lissage sera effectué et la résolution sous-pixel n'est pas nécessaire. Ainsi, l'anamorphose est exécutée avec les valeurs $w = 18$ pixels, $\Delta w = 1$ et $n_c = 100$ points. Une étude de sensibilité pourrait être menée pour optimiser ces paramètres, mais elle n'a pas encore été effectuée. Suite à la preuve de concept qu'offre ce projet, une optimisation devra être réalisée.

Rappelons que ces paramètres servent à créer le vecteur d'acquisition \vec{a} (équation 1.21) et la matrice de transformation \vec{T}_m (équation 1.19) à partir de la position initiale C_{init} du

microguide. On obtient alors une image anamorphosée I_S à partir de l'image rehaussée (voir équation 2.14). Les dimensions de I_S sont de $(2w/\Delta w + 1) \times n$.

$$I_S = I_{hess}(\vec{T}_m) \quad (2.14)$$

2.2.6 Chemin minimal

L'anamorphose de I_{hess} vers I_S permet de transformer la région autour de la position initiale C_{init} du microguide vers un espace rectangulaire. Cette étape de la segmentation étant concentrée sur le mouvement latéral du microguide, il en découle que dans ce nouvel espace, la position courante du microguide doit se trouver dans la même direction générale que la position d'initialisation, la position verticale. La méthode globale de segmentation par chemin minimal de Vincent (1998) est donc adéquate pour cette application. On définit la première rangée de I_S comme étant la zone de départ A , et la dernière rangée de I_S comme étant la zone d'arrivée B (voir Figure 2.2). Le microguide se situe sur le chemin minimal de la zone A vers la zone B .

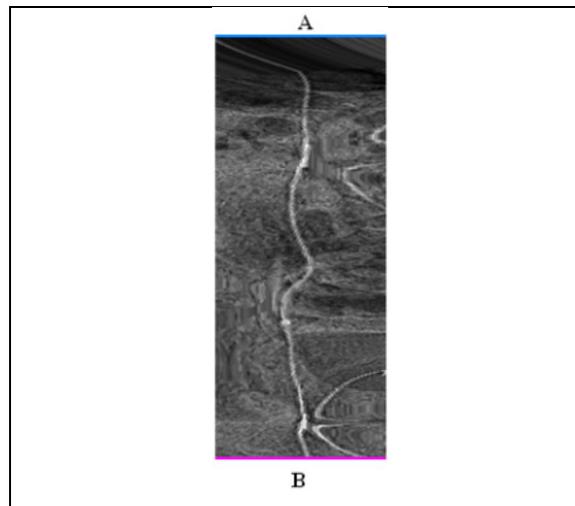


Figure 2.2 Chemin minimal sur I_S .

On calcule, rangée par rangée, le coût V_l associé à chaque pixel $p(x, y)$ pour aller vers la zone A par ses trois voisins précédents $q_{x-1, y-1}$, $q_{x, y-1}$ et $q_{x+1, y-1}$. Ensuite, le même

processus est répété en sens inverse, de la zone B vers la zone A . Les deux cartes de coûts résultantes sont additionnées et le chemin au coût minimal en est extrait.

L'utilisation du chemin minimal sur I_s signifie que l'algorithme force la segmentation d'un objet entre les zones A et B . Dans le cas où il y aurait eu mouvement d'avancement ou de recul du microguide, le microguide peut ne pas apparaître dans I_s . Le chemin minimal présenterait alors des points n'appartenant pas au microguide. Il importe alors de retirer ces points de la segmentation par une méthode basée sur des critères d'appartenance au microguide avant de ramener les points dans l'espace de l'image originale.

2.2.7 Critères d'appartenance des points

Il est possible d'extraire le profil d'intensité le long du chemin minimal obtenu sur I_s . Aux points qui n'appartiennent pas au microguide, l'intensité est celui du fond ou d'un artéfact. Si nous mesurons le gradient horizontal le long du chemin minimal, il devrait être prononcé en présence du microguide et proche de zéro en son absence. Une image anamorphosée de l'image rognée I et filtrée par un filtre gaussien vertical de 11×3 pixels est utilisée à cette étape. Les valeurs absolues du gradient horizontal le long des points sont additionnées sur une largeur de six pixels (largeur théorique du microguide dans I_s) pour former le profil du gradient le long du chemin minimal. On observe sur ce profil tout changement d'intensité abrupt pour identifier une extrémité du microguide. On dénote ce changement abrupt par une baisse de 55% de l'intensité du gradient. Cette valeur est choisie par essais et erreurs.

La présence possible d'un marqueur à une extrémité du microguide est aussi prise en compte. Une vérification sur la continuité du profil de gradient est effectuée à cette étape pour repérer cette situation.

2.2.8 Localisation des extrémités

À cette étape, le chemin minimal écourté est ramené aux coordonnées de l'image rognée I . Les points du microguide sont échantillonnés avant la localisation des extrémités et les changements d'angle trop prononcés (angle $> 3\pi/7$), ainsi que les points redondants sont éliminés. Dans la direction tangente à chacune des extrémités, une recherche est effectuée afin de déterminer avec précision la localisation des extrémités.

La localisation des extrémités est effectuée avec une méthode itérative qui utilise une région d'intérêt restreinte. Décrite par Lessard *et al.* (2009), cette méthode fait appel à une fenêtre de travail circulaire dans laquelle est appliquée la transformée de Radon. La transformée de Radon est la projection des intensités de l'image sur une plage d'angles donnés. Le sinogramme qui en découle indique la direction dans laquelle se trouve le prochain point de l'extrémité. Ces informations permettent d'identifier le prochain pixel pouvant appartenir au microguide. Un critère d'inclusion basé sur l'intensité des pixels est appliqué pour valider le nouveau pixel. Ainsi, un pixel voisin est ajouté au microguide si l'intensité du pixel est à l'intérieur d'un seuil acceptable en comparaison à l'intensité des derniers points attribués au microguide. La recherche d'extrémité prend fin lorsqu'une des deux circonstances suivantes se présente: aucun nouveau pixel voisin ne satisfait le critère d'inclusion selon l'intensité; la bordure de la fenêtre de travail est atteinte, donc il n'existe pas d'autres pixels voisins à analyser.

Suite à cette dernière étape, les points restants forment la région du microguide. Ce résultat est la solution de l'algorithme de suivi pour l'image courante et sera utilisée comme forme *a priori* pour l'image suivante à moins d'indication contraire. Cette dernière situation peut se présenter si le microguide est représenté par moins de n_{min} points suite à la segmentation. La constante n_{min} est le nombre minimal de points nécessaire au fonctionnement de l'algorithme. Dans ces cas-là, la segmentation est identifiée erronée et une segmentation manuelle par l'utilisateur est demandée.

D'autre part, un événement est signalé lorsque la segmentation est interrompue par l'atteinte de la bordure de la fenêtre de travail. L'utilisateur est alors informé d'une erreur possible sur la position de l'extrémité du microguide due à une restriction de la zone de travail. La ROI utilisée sur la prochaine image sera étendue à une plus grande surface, telle que décrite à la section 2.2.3.

2.3 Méthodes de Validation

La troisième section de la méthodologie porte sur la validation de l'algorithme de suivi du microguide. On analyse les résultats de segmentation sur chacune des images pour en extraire les mesures d'erreur, les taux de succès et les temps de calcul. Notamment, nous évaluons l'algorithme par rapport aux critères établis à la section 2.2.1. Cette validation n'est cependant pas possible sans *gold standard*, la position réelle du microguide dans l'image. Ainsi, la méthodologie inclue une section sur la mise en place du *bronze standard*, en remplacement au *gold standard*, qui nécessite le développement d'une interface nommée **ValidTool** permettant à des utilisateurs de faire la segmentation manuelle du microguide. Ensuite, l'évaluation de la performance de l'algorithme s'effectue par rapport aux critères de développement et par rapport aux autres études dans la littérature (voir Figure 2.3).

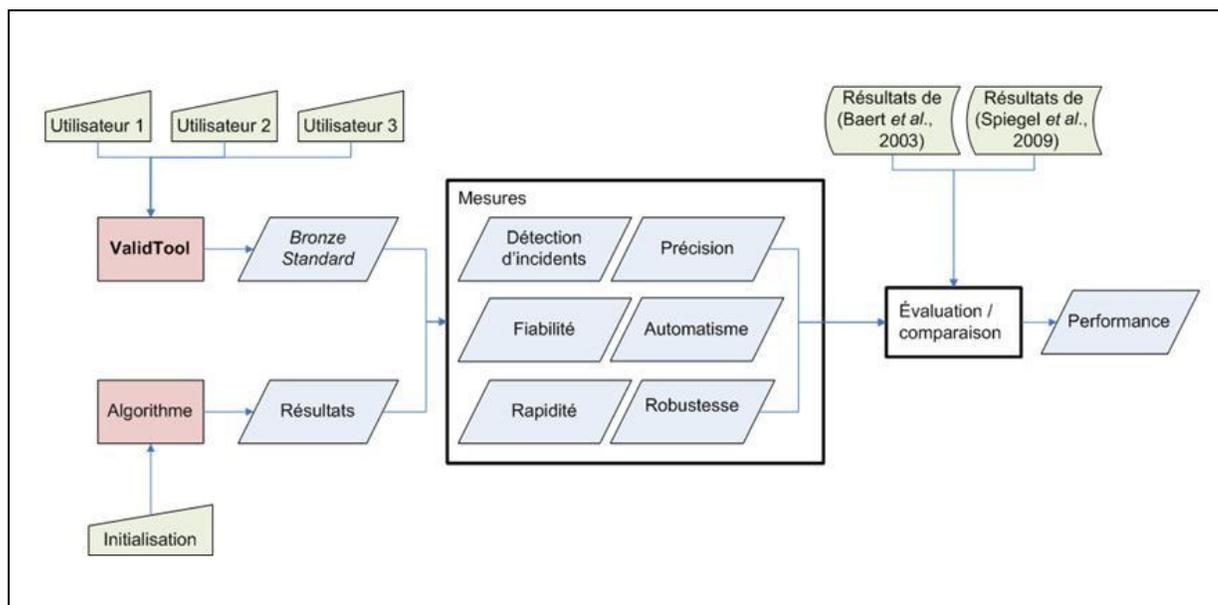


Figure 2.3 Plan de validation.

2.3.1 Bronze standard

Le *bronze standard* est défini comme la position moyenne entre les segmentations manuelles de trois observateurs différents. Une interface est créée à l'aide de MATLAB pour permettre la segmentation manuelle des microguides.

Les critères de l'interface sont la facilité d'utilisation, la précision des solutions et l'absence de biais. L'interface doit afficher l'image à segmenter et offrir le contrôle adéquat pour que l'utilisateur identifie à même l'image la position du microguide. Lors de la visualisation de ces images durant l'intervention endovasculaire, les cliniciens ne regardent pas une seule image, mais bien la séquence en continue. Ainsi, l'interface doit leur permettre de visualiser les autres images de la séquence pour les aider lors de la segmentation manuelle. L'interface permet aussi d'afficher l'image complète ou seulement la ROI, de corriger la segmentation manuelle et d'être utilisée en sessions multiples, avec la sauvegarde des données entre chaque session.

Trois observateurs, dont deux sont des neuroradiologistes d'intervention, ont effectué indépendamment la segmentation manuelle de neuf séquences d'images. Obtenues à une fréquence de 15 images par seconde, ces séquences contiennent de 122 à 300 images pour un total de 2025 images. Afin de réduire le temps requis de la part des cliniciens pour la segmentation manuelle, ces séquences sont échantillonnées à chaque quatre images. Ainsi, neuf séquences d'images présentant entre 31 et 75 images pour un total de 506 images sont segmentées manuellement par trois observateurs. Un seul des observateurs effectue trois segmentations manuelles sur chacune des images, avec un interval de deux semaines entre chacune des trois segmentations.

La variabilité inter-observateurs est obtenue à l'aide de l'équation 1.29. La variabilité intra-observateur est obtenue à l'aide de l'équation 1.30.

2.3.2 Évaluation de la performance

L'évaluation de la performance se fait selon les six critères du Tableau 2.1.

2.3.2.1 Précision

La distance entre l'outil segmenté par l'algorithme et le *bronze standard* indique la précision de l'algorithme. Certaines mesures sont choisies pour permettre la comparaison des résultats avec la littérature. Ainsi, on évalue la précision par la distance moyenne entre l'outil segmenté et son *bronze standard* selon l'équation 1.33 et par la distance entre leurs extrémités distales. De plus, la distance RMS est considérée. La procédure utilisée pour calculer la distance moyenne et la distance RMS est celle de Baert, van Walsum et Niessen, (2003). Ainsi :

- 1) On définit le microguide de référence par C_{ref} et le microguide segmenté automatiquement par C_{obj} ;
- 2) Pour chaque extrémité du microguide de référence, $C_{ref}(1)$ et $C_{ref}(n_c)$, on trouve le point le plus proche sur la courbe C_{obj} , que l'on nomme respectivement $C_{ref_obj_a}$ et $C_{ref_obj_b}$;

- 3) C_{obj} est alors ré-échantillonné entre $C_{ref_obj_a}$ et $C_{ref_obj_b}$ à n_d points, où $n_d = 1\ 000$;
- 4) Similairement, on ré-échantillonne C_{ref} entre $C_{obj_ref_a}$ et $C_{obj_ref_b}$ à n_d points;
- 5) On peut maintenant calculer les distances entre les points correspondants des deux courbes avec à l'aide des équations 1.33 et 1.34.

Voici un rappel des équations dans le Tableau 2.2. Pour deux courbes différentes décrivant le même objet,

$$\zeta = \{\cup \mathbf{p}_k = [x_k, y_k]^T, k \in [1, n_c]\} \quad (2.15)$$

et

$$\psi = \{\cup \mathbf{r}_l = [x_l, y_l]^T, l \in [1, n_c]\}, \quad (2.16)$$

on définit les distances suivantes.

Tableau 2.2 Équations des mesures de précision

Mesures	Équations
Norme $d(a, b)$	$\ a - b\ $ pour deux points a et b (1.31)
Distance minimale $d_{min}(\zeta(k), \psi)$	$\min d(\zeta(k), \psi(l))$ $k, l \in [1, n_c]$ (1.32)
Distance moyenne $D(\zeta, \psi)$	$\frac{1}{n_c} \sum_{i,j=1}^{n_c} d_{min}(\zeta(i), \psi(j))$ (1.33)
Distance RMS $D_{RMS}(\zeta, \psi)$	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(\zeta(i), \psi(i))^2}$ (1.34)
Distance des extrémités $D_{TIP}(\zeta, \psi)$	$d(\zeta(n_c), \psi(n_c))$

2.3.2.2 Robustesse

La robustesse de l'algorithme est évaluée en appliquant la méthode sur différentes séquences, variant ainsi les conditions de segmentation représentatives des images fluoroscopiques. Les taux de performance utilisés sont les taux de succès de suivi du microguide et les taux de succès du suivi de l'extrémité distale du microguide. Pour déterminer le premier, chacune des segmentations par ordinateur est comparée au *gold standard*. Lorsque la distance moyenne entre les deux segmentations est plus élevée qu'un seuil particulier, on considère que la segmentation automatique a échoué. On calcule similairement le taux de succès du suivi de l'extrémité du microguide.

Les seuils utilisés dans la littérature varient. Ainsi, pour permettre la comparaison avec d'autres études, nous considérons plusieurs seuils. Pour la distance moyenne, les seuils sélectionnés sont 0,30 mm (résolution de l'image) et 1,6 mm (Baert, van Walsum et Niessen, 2003). Pour l'extrémité du microguide, les seuils sélectionnés sont 0,30 mm (résolution de l'image), 1,0 mm et 4,0 mm ((Baert, van Walsum et Niessen, 2003).

Étant donné les dimensions du microguide et la résolution des images fluoroscopiques qui sont de 0,23 mm/pixel à 0,31 mm/pixel, les valeurs utilisées par Baert, van Walsum et Niessen (2003) ne sont pas assez sévères pour assurer la validation clinique de l'algorithme pour des applications en neuroradiologie. Les seuils de 0,3 et 1,0 mm ont été ajoutés dans l'étude de robustesse.

2.3.2.3 Fiabilité

Afin de vérifier la fiabilité de l'algorithme, un test-retest est effectué. Ainsi, les mesures de précision et de robustesse sont calculées deux fois de plus en comparant les résultats d'une deuxième et d'une troisième segmentation automatique sur la même base d'images tout en changeant les conditions initiales, c'est-à-dire les positions *a priori* à la première image. Une petite différence des mesures avec celles de la première segmentation automatique indique une fiabilité élevée de l'algorithme.

2.3.2.4 Détection d'incidents

La capacité de détection d'incidents sera évaluée selon l'utilité des détections effectuées par l'algorithme et de sa capacité d'auto-correction suite à ces détections.

2.3.2.5 Rapidité

La rapidité d'une méthode est évaluée selon sa complexité fonctionnelle et son temps de calcul. La fonction *tic/toc* est utilisée pour déterminer le temps de traitement requis par image. Cette fonction démarre un compteur lorsque *tic* est appelé et enregistre le temps écoulé jusqu'au moment où *toc* est appelé. Cette mesure correspond au temps de traitement de chaque image à partir du moment où on effectue le rehaussement de la ROI jusqu'au moment où on obtient les points finaux de segmentation du microguide à l'intérieur de cette ROI.

2.3.2.6 Automatisation

Une segmentation peut être manuelle, semi-automatique, ou automatique. Cette dernière ne nécessite aucune intervention de l'utilisateur, alors que la segmentation semi-automatique requiert une intervention de l'utilisateur au début ou durant la segmentation. Il importe de minimiser le nombre d'interventions requises pour assurer l'utilité de la méthode en milieu clinique. Les considérations de l'automatisation sont : le nombre de fois qu'une intervention de l'utilisateur est nécessaire et la complexité de ces interventions.

2.3.3 Comparaison avec d'autres études

Tel que l'on peut le remarquer dans les sections précédentes, on tient compte des études dans la littérature pour sélectionner les mesures prises pour l'évaluation de l'algorithme. Ainsi, une comparaison de leurs performances respectives est possible. Il est à noter que les bases de données utilisées ne sont pas les mêmes, alors toute comparaison directe n'est pas possible.

Par contre, l'utilisation de mesures similaires permet l'appréciation des portées de chaque méthode.

L'erreur moyenne faisant usage de d_{min} est calculée de la même façon que Baert, van Walsum et Niessen (2003) et Spiegel *et al.* (2009). Donc, on peut comparer les taux de succès calculés avec un seuil de 1,6 mm pour la distance moyenne D et avec un seuil de 4,00 mm pour la distance aux extrémités D_{tip} avec les résultats de Baert, van Walsum et Niessen (2003).

CHAPITRE 3

RÉSULTATS

Nous présentons dans ce chapitre les résultats pour chacune des étapes de la méthodologie. En premier lieu, on observe les résultats de la comparaison des méthodes de rehaussement par Frangi et le DDFB. Ensuite, des images illustrent les changements qui découlent des étapes de suivi du microguide. Finalement, les données qui permettent la validation de l'algorithme sont présentées.

3.1 Comparaison des méthodes de rehaussement de Frangi et du DDFB

L'implémentation de la méthode de Frangi est effectuée sur MATLAB avec les paramètres de sensibilisation $\beta_1 = 0,8$ et $\beta_2 = 8$ (essais et erreurs). Pour l'image de la Figure 3.1A, on obtient le résultat présenté à la Figure 3.1B. Deux microguides sont visibles à la Figure 3.1A : ils représentent un même microguide qui est en mouvement plus rapide que la fréquence d'acquisition de l'image fluoroscopique. Bien que les deux microguides soient encore présents à la Figure 3.1B, celui dont l'intensité est plus élevée est mieux rehaussé, car sa structure est mieux définie.

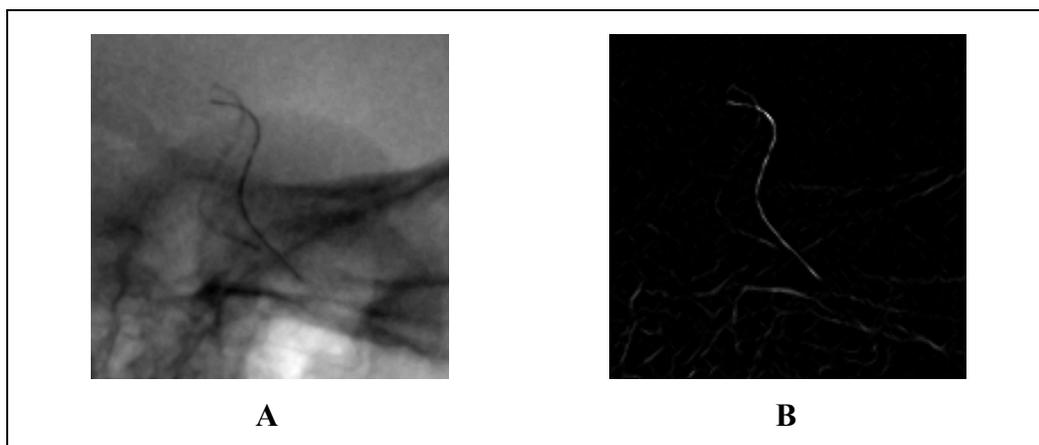


Figure 3.1 Rehaussement des structures linéaires.
A) Image originale rognée; B) Image rehaussée par Frangi.

L'implémentation du DDFB produit huit images directionnelles sur lesquelles des filtres homomorphiques directionnels ($\gamma_L = 0,25$, $\gamma_H = 3$, et $c = 0,003$) sont appliqués (voir exemples à la Figure 3.2). Ensuite, le rehaussement par la méthode de Frangi est appliqué en utilisant les nouvelles coordonnées définies dans les équations 1.15, 1.16 et 1.17 (voir exemples à la Figure 3.3).

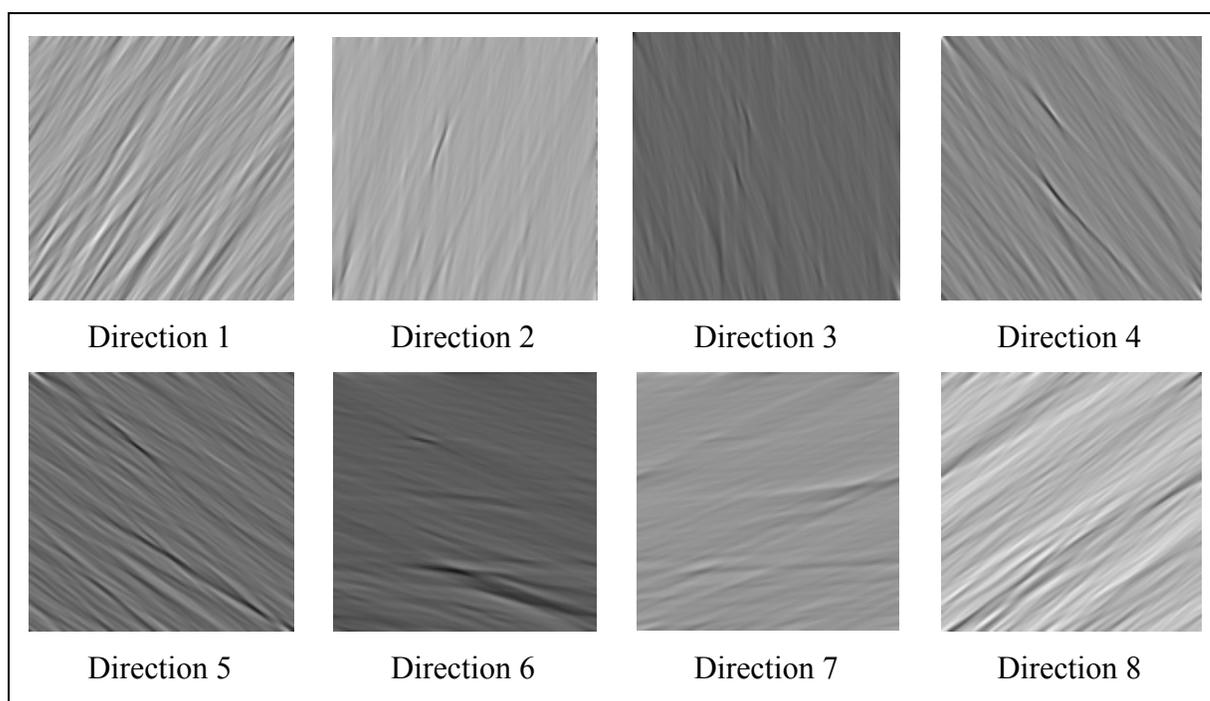


Figure 3.2 Sorties des filtres homomorphiques.

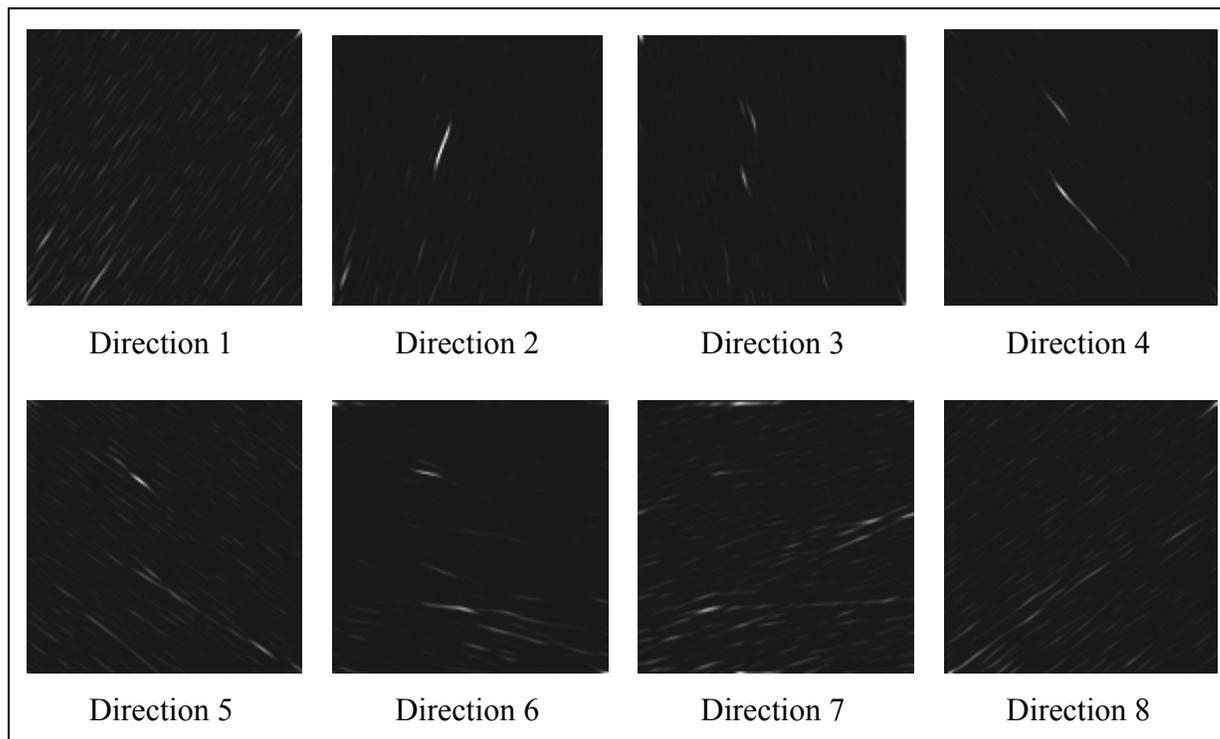


Figure 3.3 Images directionnelles rehaussées par un filtre Frangi adapté.

La somme des huit images rehaussées forme le résultat final de la méthode rehaussement du DDFB, illustré à la Figure 3.4A. Leurs résultats sont comparés à un *bronze standard* qui est créé par segmentation manuelle (voir exemple à la Figure 3.4B et détails à la section 3.3.1). Nous utilisons l'aire sous les courbes ROC pour en évaluer la performance.

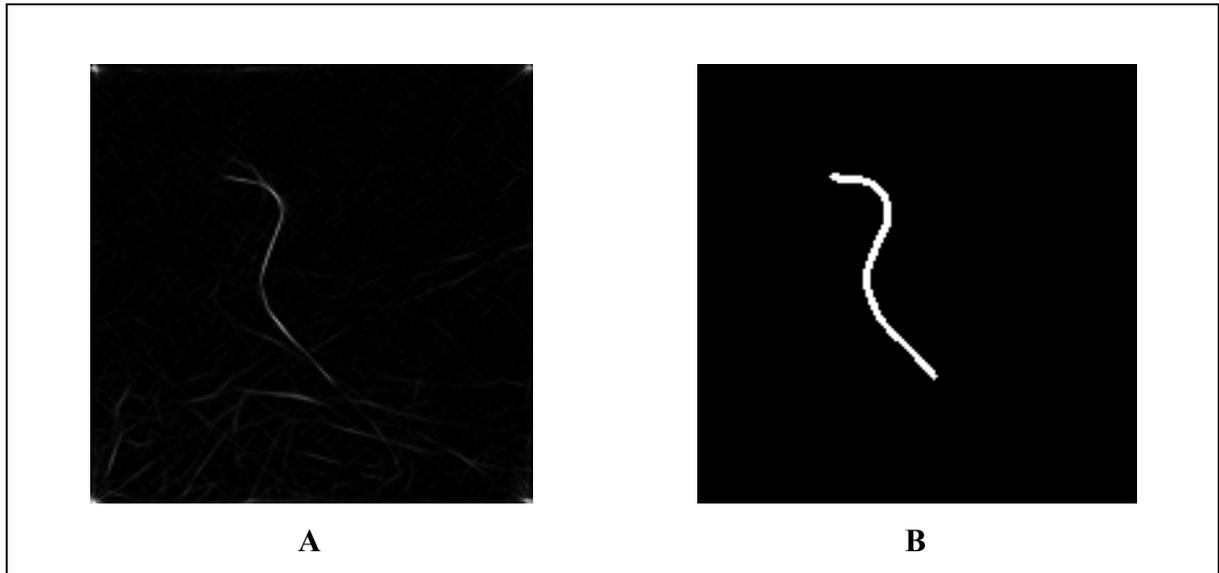


Figure 3.4 Comparaison du résultat du DDFB.
A) Image recomposée du DDFB; B) *Bronze standard*.

3.1.1 Méthode de comparaison des méthodes : ROC, AUC

La Figure 3.5 illustre les résultats obtenus par l'analyse ROC des méthodes de rehaussement de Frangi et du DDFB. Les valeurs AUC de chaque séquence sont présentées avec leurs mesures d'erreur pour chacune des méthodes. La valeur AUC moyenne est de 0.89 ± 0.03 pour la méthode de Frangi et 0.87 ± 0.03 pour la méthode DDFB.

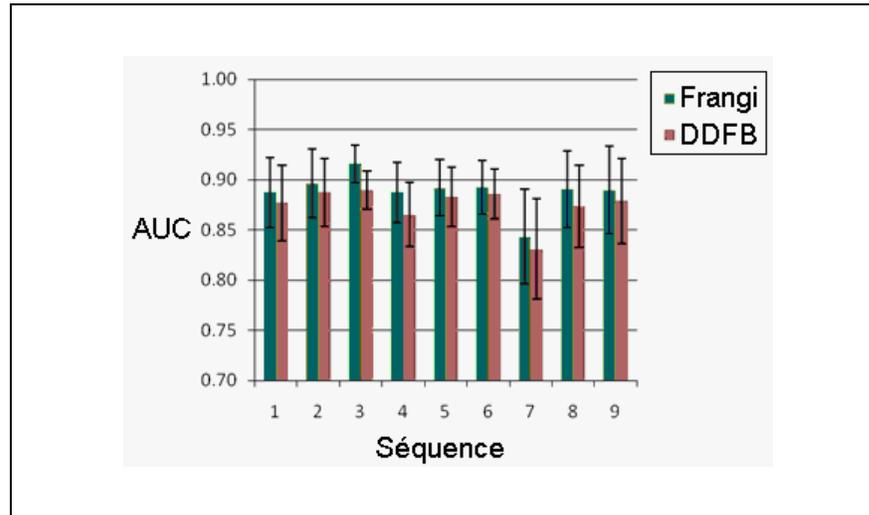


Figure 3.5 AUC moyenne selon les méthodes de Frangi et du DDFB.

Les temps moyens requis pour traiter une image sont de 0.035 ± 0.005 secondes pour la méthode de Frangi, et 0.491 ± 0.062 secondes pour la méthode du DDFB. Les temps moyens par séquence sont illustrés à la Figure 3.6.

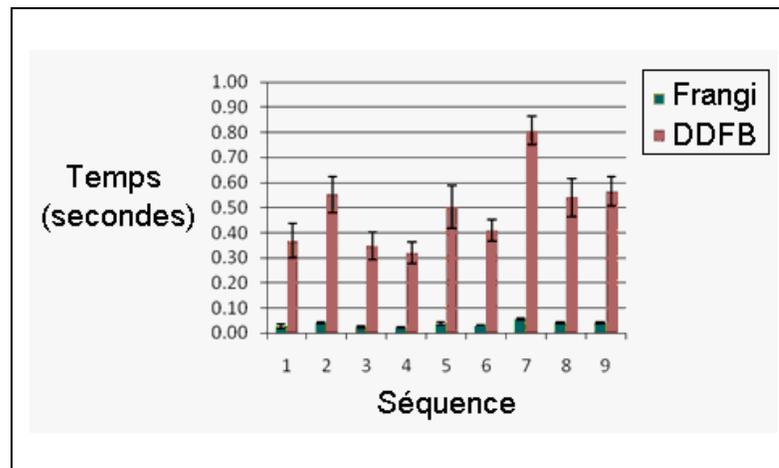


Figure 3.6 Temps de traitement par image.

3.2 Algorithme de suivi du microguide

Cette section présente en images les différentes parties de l'algorithme de suivi du microguide.

3.2.1 Connaissance *a priori*

À la Figure 3.7A, nous trouvons l'image originale de 512 x 512 pixels. La position *a priori* C_{init} , obtenue par segmentation manuelle, est représentée en superposition à la Figure 3.7B.

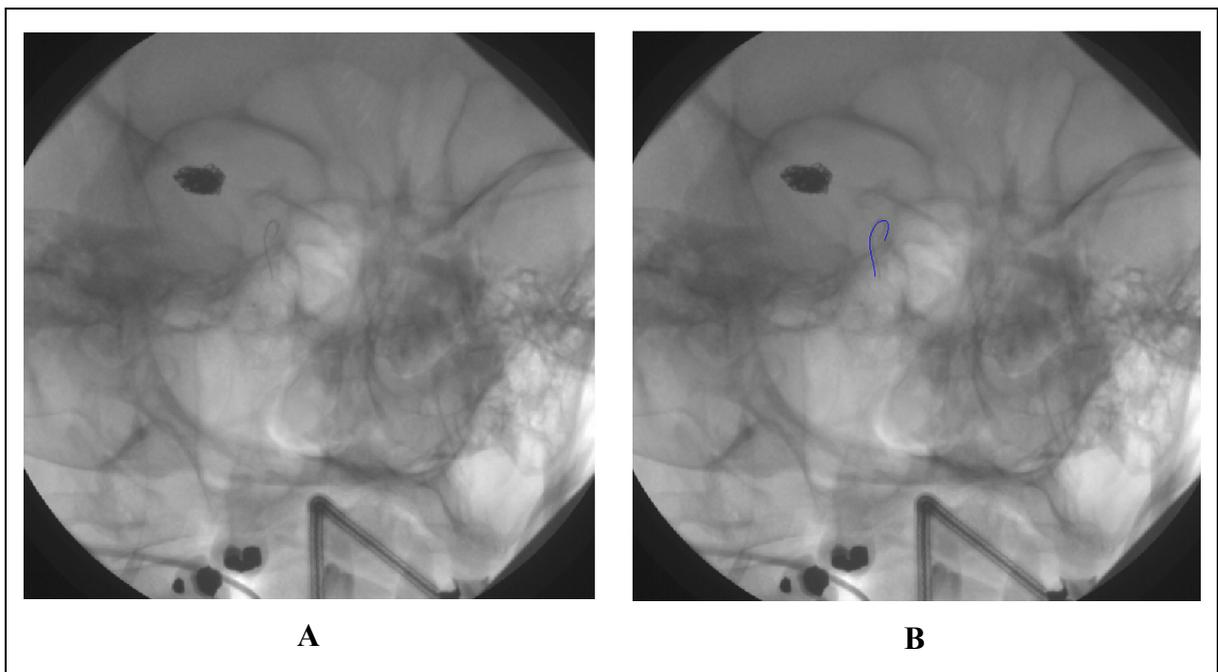


Figure 3.7 Images avec conditions initiales.
A) Image originale; B) avec position *a priori* C_{init} .

3.2.2 Région d'intérêt (ROI)

La ROI, telle que définie dans les équations 2.10 à 2.13, est illustrée à la Figure 3.8A. On peut observer la position *a priori* C_{init} à la Figure 3.8B.

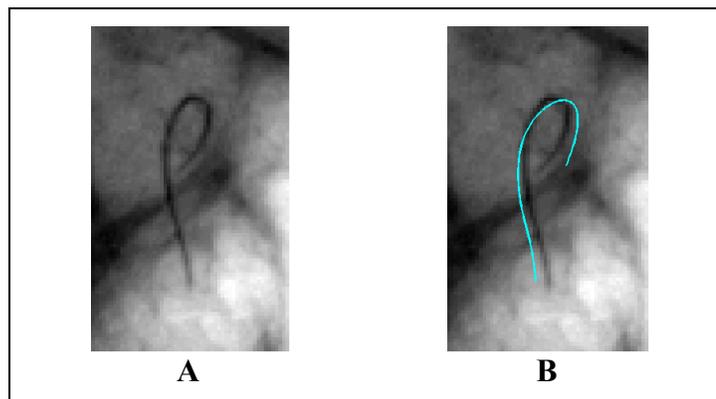


Figure 3.8 Images rognées.

A) Image rognée I ; B) I avec position *a priori*.

Dans la séquence présentée à la Figure 3.9, l'adaptation de la ROI dans les cas où la bordure de la ROI est atteinte lors de la segmentation est illustrée. À l'image A, la ROI est définie par les points d'initialisation. Supposant une segmentation erronée telle que présentée à l'image B, la nouvelle ROI devient celle dans l'image C qui ne permet que la segmentation illustrée en D. Cependant, l'atteinte de la bordure lors de la localisation des extrémités génère un événement qui signale qu'à l'image suivante, la ROI utilisée doit être celle qui couvre une plus grande étendue (voir l'image E). Ceci permet la segmentation corrigée à l'image F.

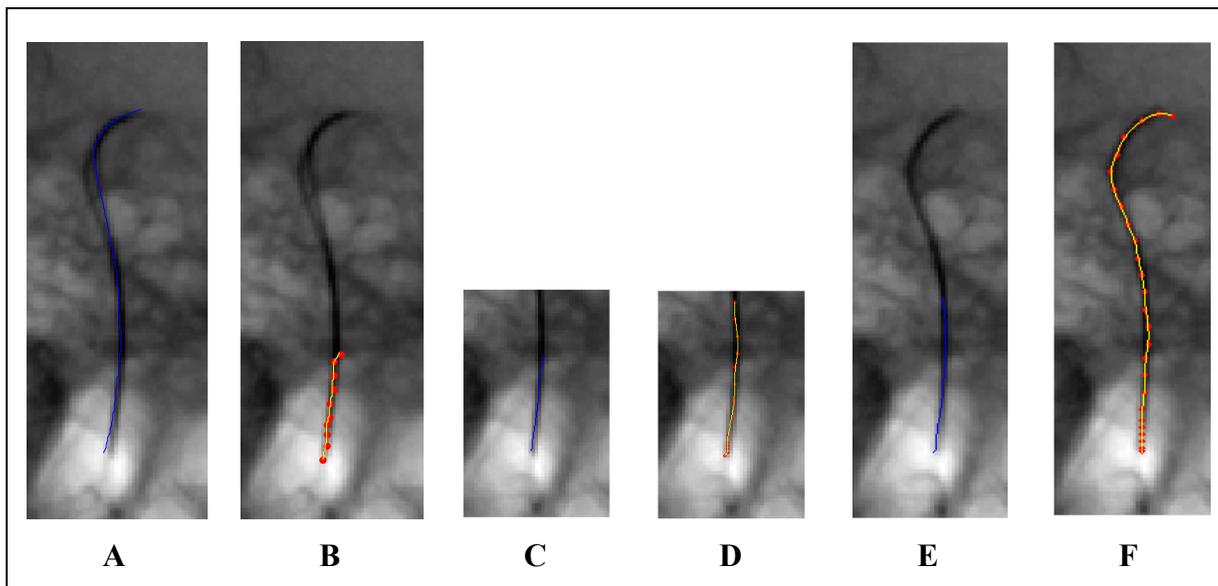


Figure 3.9 Démonstration de la ROI variable.

3.2.3 Prétraitement de l'image

Tel qu'à la section 3.1.1, les paramètres de sensibilisation β_1 et β_2 de la méthode de rehaussement de Frangi sont ajustés à 0,8 et 8. L'image résultante $I_{hess} = I_V$ est illustrée à la Figure 3.10A.

3.2.4 Anamorphose de l'image

L'anamorphose est effectuée avec les valeurs $w = 18$ pixels, $\Delta w = 1$ et $n_c = 100$ points. Un échantillon de vecteurs d'acquisition est illustré à la Figure 3.10B. L'image I_s est construite à partir de la région définie par ces vecteurs. Le résultat est affiché à la Figure 3.11A. On remarque que le microguide est désormais principalement en position verticale.

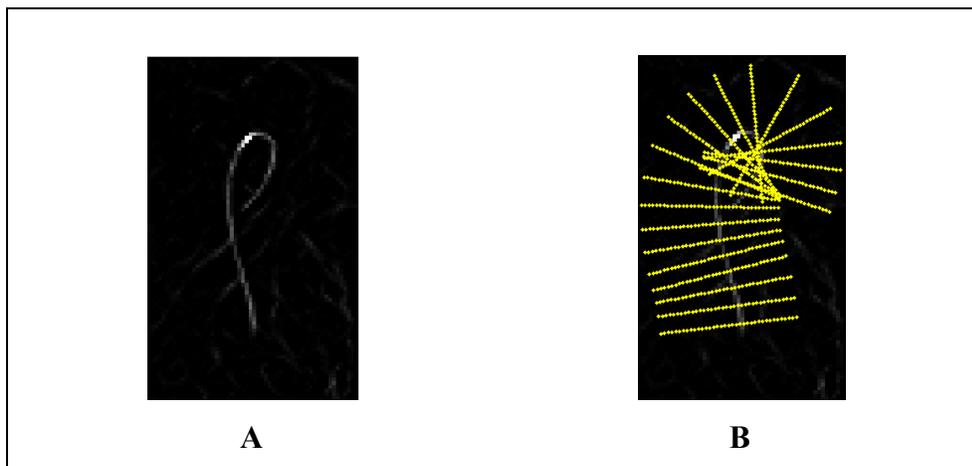


Figure 3.10 Illustration des vecteurs d'acquisition.
 A) Image rehaussée I_{hess} ; B) I_{hess} avec des vecteurs d'acquisition.

3.2.5 Chemin minimal

Le chemin minimal est obtenu sur l'image anamorphosée. Un exemple est illustré à la Figure 3.11B.

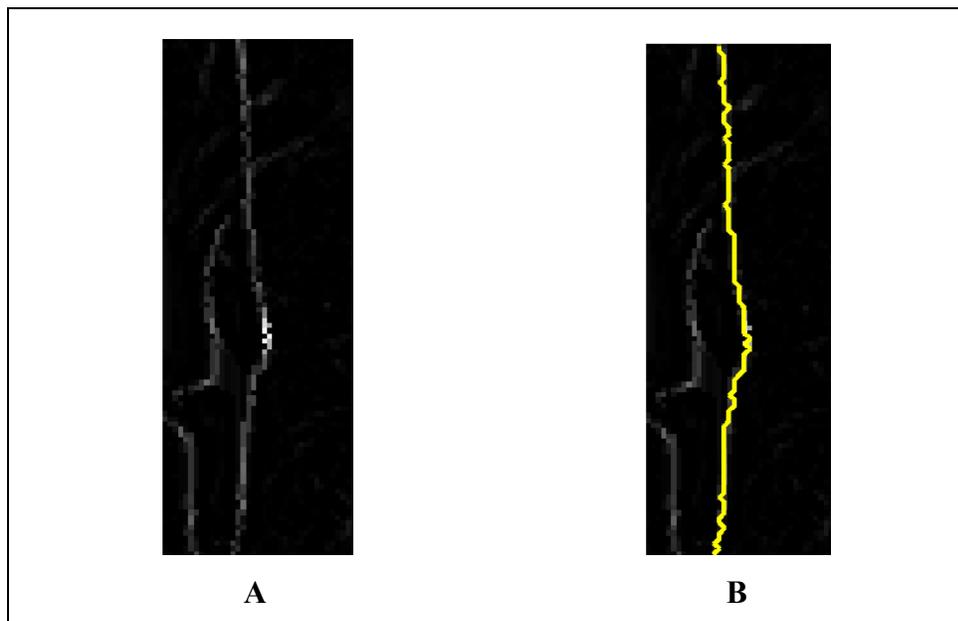


Figure 3.11 Anamorphose et chemin minimal.
 A) Image anamorphosée I_s ; B) I_s avec chemin minimal extrait.

3.2.6 Critères d'appartenance des points

Suite à l'extraction du chemin minimal, le profil de gradient, illustré à la Figure 3.12, est analysé selon un critère d'appartenance basé sur l'intensité du gradient horizontal autour des points segmentés. Le critère utilisé est la baisse d'intensité de 55 % par rapport à l'intensité moyenne sur tout le chemin minimal. Cette valeur est choisie par essais et erreurs. Les coupures sont effectuées aux extrémités proximale et distale et indiquées par des traits rouges dans la Figure 3.12.

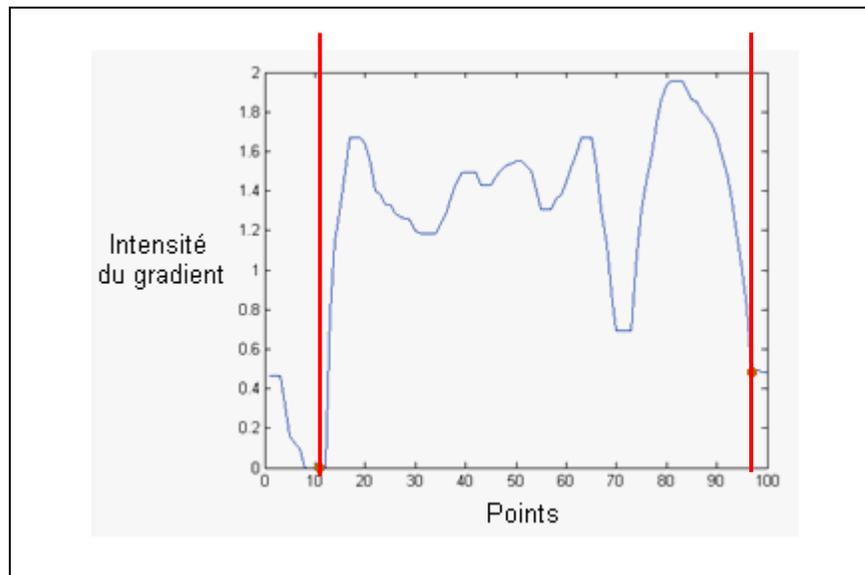


Figure 3.12 Profil de gradient le long du chemin minimal.

Les points segmentés sont ensuite ramenés à l'espace original de l'image. La Figure 3.13A illustre le résultat suite à ces coupures et à ce changement d'espace.

3.2.7 Localisation des extrémités

Dans l'espace de l'image originale, les points segmentés sont ensuite échantillonnés et les changements d'angle plus grands que $3\pi/7$ sont éliminés (voir Figure 3.13B). La localisation spécifique de chaque extrémité est ensuite effectuée par la méthode décrite à la section 2.2.8. Les seuils pour l'intensité sont fixés à 30% de l'intensité moyenne des derniers points

du guide pour l'extrémité proximale et à 4% pour l'extrémité distale. Des valeurs d'intensité minimale sont fixées respectivement à 0.05 et 0.02. La Figure 3.13C illustre l'extension de l'extrémité distale.

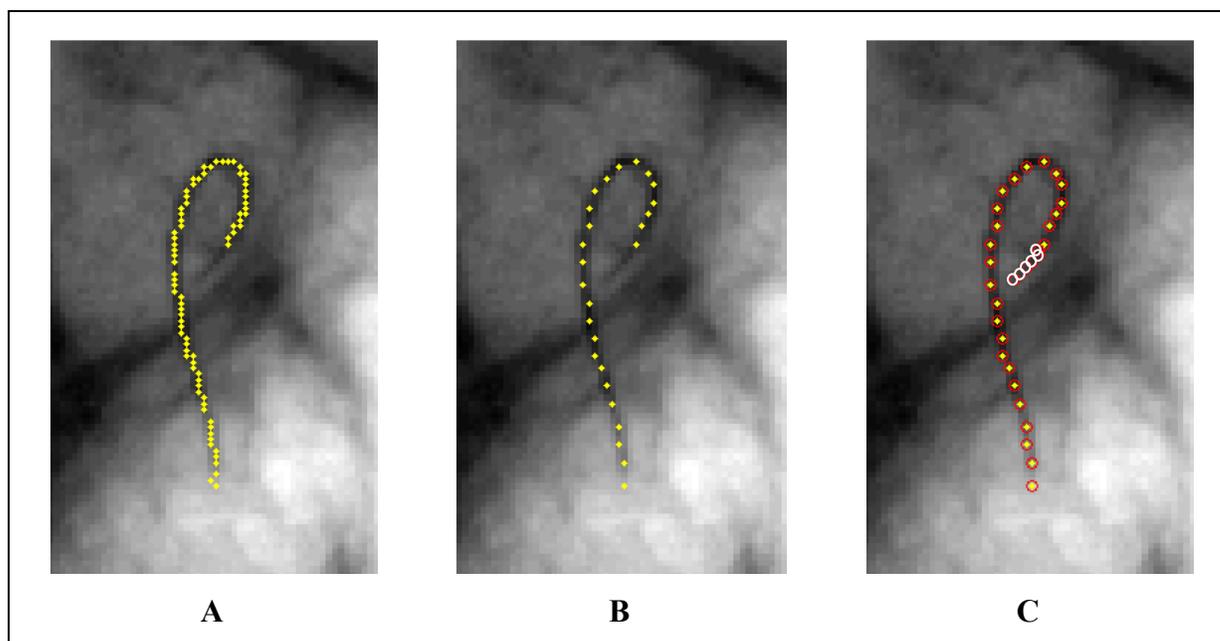


Figure 3.13 Localisation des extrémités.

A) Coupe du gradient; B) Échantillonnage; C) Extension de l'extrémité distale.

Suite aux traitements effectués à chacune des extrémités, la segmentation du microguide est terminée sur l'image fluoroscopique. Le résultat est illustré à la Figure 3.14.

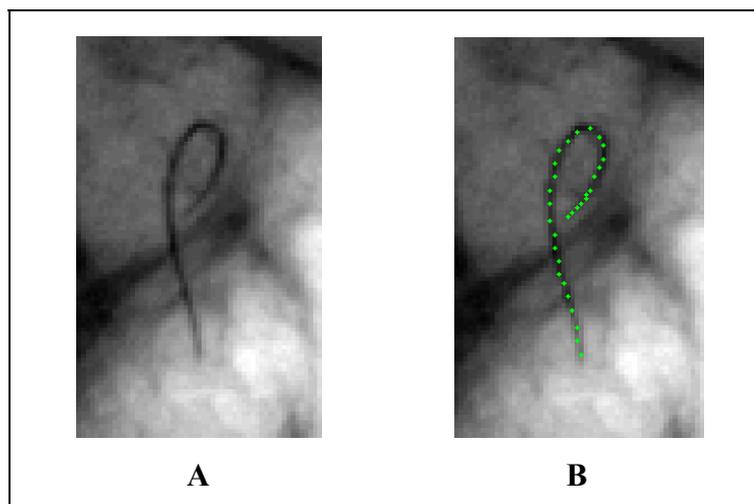


Figure 3.14 Résultat final.

A) Image originale; B) Résultat final de segmentation.

3.3 Méthodes de Validation

Cette section présente les résultats des méthodes de validation. Tout d'abord, l'interface de mise en place du *bronze standard* est dévoilée avec des notes sur ses fonctionnalités. Ensuite, les résultats sont exposés en suivant l'ordre des critères de développement.

3.3.1 *Bronze standard*

La mise en place du *bronze standard* se fait grâce à une interface développée sur MATLAB. Cette interface, nommée **ValidTool** et illustrée à la Figure 3.15, permet à l'utilisateur d'effectuer une segmentation manuelle sur des images qui lui sont présentées. Pour chaque séquence, une image sur quatre est segmentée. L'utilisateur a tout de même accès à toutes les images et peut visualiser la séquence à sa guise à l'aide d'un outil de navigation. Bien que la segmentation manuelle se fait sur une image rognée, la visualisation de référence peut être affichée magnifiée ou à la résolution originale. Des boutons sont présents pour permettre la sauvegarde de la segmentation manuelle, sa correction ou sa réinitialisation. Il est aussi possible de terminer une séance de segmentation et de la continuer à un temps ultérieur. Les

fonctionnalités sont expliquées en détail dans le guide de l'utilisateur de **ValidTool** (voir ANNEXE IV).

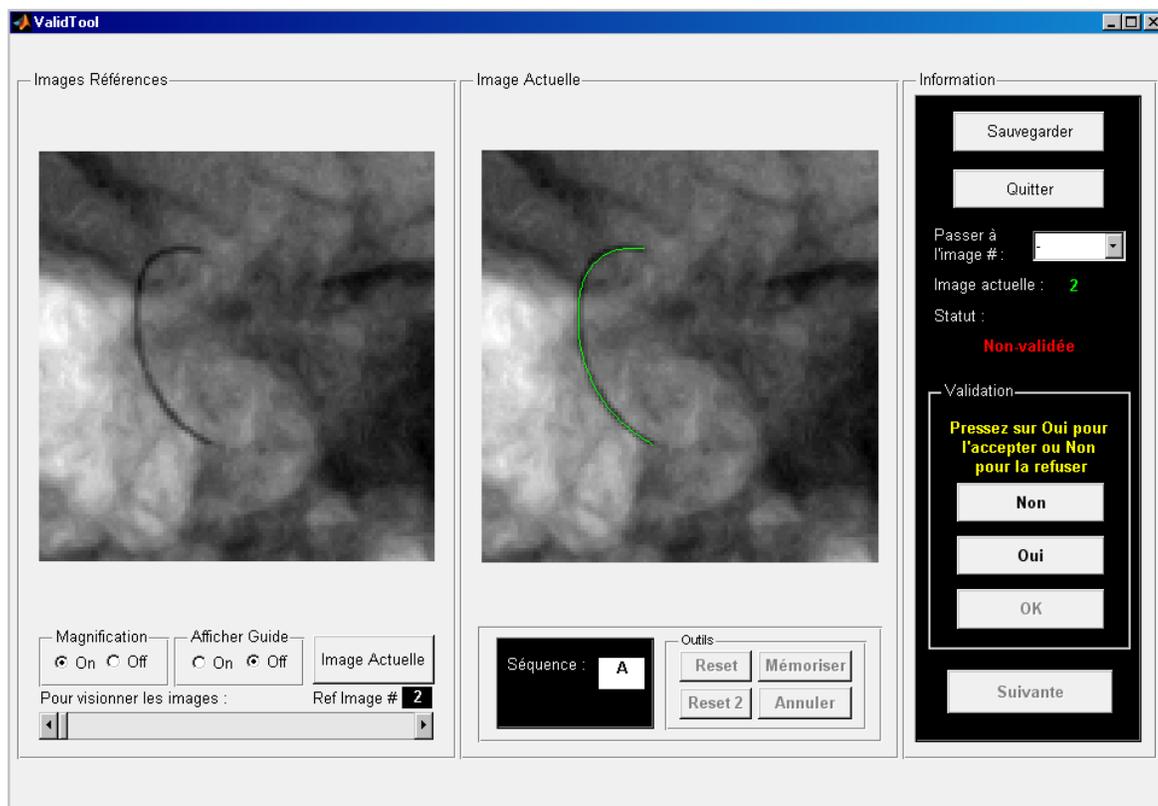


Figure 3.15 Interface ValidTool.

Trois observateurs effectuent une segmentation manuelle sur les 506 images réparties en 9 séquences différentes. Ces segmentations résultent en une variabilité inter-observateurs de $0,14 \pm 0,08$ pixel ($0,04 \pm 0,02$ mm) sur le mouvement latéral du microguide et une variabilité inter-observateurs de $0,49 \pm 0,60$ pixel ($0,13 \pm 0,16$ mm) sur la segmentation de l'extrémité distale du microguide. Un seul des observateurs a répété les segmentations à deux reprises. On obtient, pour cet observateur, une variabilité intra-observateur de $0,12 \pm 0,08$ pixel ($0,03 \pm 0,02$ mm) sur le mouvement latéral du microguide et une variabilité intra-observateur de $0,40 \pm 0,48$ pixel ($0,11 \pm 0,14$ mm) sur la segmentation de l'extrémité distale du microguide.

3.3.2 Évaluation de la performance

3.3.2.1 Précision

Dans les tableaux suivants, les mesures moyennes de précision sont présentées en pixel et en millimètre avec la déviation standard pour chacune des séquences testées. Tout d'abord, dans le Tableau 3.1, on retrouve les distances D entre l'outil segmenté par l'algorithme et le *bronze standard*. Remarquons que cette erreur latérale de segmentation est seulement calculée entre les sections correspondantes des deux segmentations. L'algorithme a une erreur moyenne de $0,31 \pm 0,34$ pixel, soit $0,08 \pm 0,09$ mm.

Tableau 3.1 Erreur moyenne D

Séquence	D (pixel)	écart-type	D (mm)	écart-type
1	0,29	0,23	0,09	0,07
2	0,33	0,46	0,10	0,14
3	0,21	0,05	0,06	0,02
4	0,28	0,31	0,08	0,09
5	0,25	0,06	0,06	0,01
6	0,21	0,07	0,06	0,02
7	0,28	0,14	0,07	0,03
8	0,28	0,23	0,07	0,05
9	0,68	1,50	0,16	0,35
Moyenne	0,31	0,34	0,08	0,09

Dans le Tableau 3.2 sont exposées les erreurs D_{RMS} moyennes pour chaque séquence. L'erreur D_{RMS} de l'algorithme est de $0,40 \pm 0,48$ pixel, soit $0,11 \pm 0,12$ mm. Tel que prévu, l'erreur D_{RMS} est plus élevée que l'erreur moyenne calculée par la distance minimale.

Tableau 3.2 Erreur D_{RMS}

Séquence	D_{RMS} (pixel)	écart-type	D_{RMS} (mm)	écart-type
1	0,39	0,34	0,12	0,10
2	0,44	0,80	0,13	0,24
3	0,27	0,06	0,08	0,02
4	0,35	0,43	0,11	0,13
5	0,31	0,09	0,07	0,02
6	0,28	0,15	0,08	0,04
7	0,36	0,22	0,08	0,05
8	0,35	0,29	0,08	0,07
9	0,86	1,91	0,20	0,45
Moyenne	0,40	0,48	0,11	0,12

Au Tableau 3.3, la variabilité de l'erreur à l'extrémité distale est flagrante. Pour des valeurs moyennes de $3,96 \pm 8,12$ pixels, soit $1,09 \pm 2,24$ mm, les séquences ont des déviations qui vont jusqu'à 16,33 pixels, soit 4,93 mm.

Tableau 3.3 Erreur de l'extrémité distale D_{TIP}

Séquence	D_{TIP} (pixel)	écart-type	D_{TIP} (mm)	écart-type
1	3,83	6,41	1,16	1,94
2	3,60	7,26	1,07	2,16
3	6,37	16,33	1,92	4,93
4	6,57	13,18	1,96	3,93
5	4,03	6,08	0,94	1,42
6	2,08	4,11	0,62	1,22
7	3,63	5,19	0,85	1,22
8	2,06	6,55	0,48	1,52
9	3,46	7,94	0,81	1,86
Moyenne	3,96	8,12	1,09	2,24

3.3.2.2 Robustesse

Le Tableau 3.4 présente les taux de succès basés sur la distance moyenne entre la segmentation par l'algorithme et le *bronze standard*. L'utilisation du seuil de 0,3 mm produit un taux de succès de 95 %, alors que le seuil de 1,6 mm produit un taux de succès de 97 %.

Tableau 3.4 Taux de succès du suivi du microguide (%)

Séquence	$D < 0,3$	$D < 1,6$
1	95	99
2	96	100
3	91	91
4	85	87
5	100	100
6	100	100
7	100	100
8	97	100
9	92	96
Moyenne	95	97

Pour le suivi de l'extrémité distale, les taux de succès sont calculés selon trois seuils différents : 0,3 mm, 1,0 mm et 4,0 mm. Le rendement est de 59 %, 82 % et 92 % respectivement. Les résultats sont présentés au Tableau 3.5 pour chacune des séquences.

Tableau 3.5 Taux de succès du suivi de l'extrémité distale du microguide (%)

Séquence	$D < 0,3$	$D < 1,0$	$D < 4,0$
1	48	76	89
2	65	80	88
3	49	87	91
4	55	75	83
5	55	77	90
6	51	88	97
7	57	75	96
8	80	97	97
9	68	84	96
Moyenne	59	82	92

3.3.2.3 Détection d'incidents

L'algorithme détermine qu'une segmentation est erronée dès que l'outil est représenté par six points ou moins. Une segmentation erronée entraîne une activation du compteur de nombre d'échecs et une demande de segmentation manuelle à l'utilisateur. Cette segmentation manuelle permet de poursuivre le suivi à l'aide d'une position *a priori* appropriée du microguide. Le Tableau 3.6 affiche le nombre d'échecs enregistré automatiquement au cours du suivi dans chacune des séquences. Ce nombre varie de 0 à 2 pour un total de 7 interventions manuelles requises sur les 506 images segmentées.

Tableau 3.6 Échecs enregistrés

Séquence	Échecs enregistrés
1	1
2	0
3	0
4	1
5	0
6	0
7	2
8	1
9	2
Total	7

L'interruption de la segmentation due à l'usage d'une fenêtre de travail trop petite est aussi décelée et affichée à l'utilisateur. Le Tableau 3.7 présente le nombre de fois qu'une telle situation s'est produite et le nombre de fois que la correction de la ROI a permis d'atteindre une segmentation réussie en quatre images. Sur les 13 cas, la correction de la ROI a permis une segmentation complète dans tous les cas.

Tableau 3.7 Détection de la ROI

Séquence	Nombre d'indicateurs d'atteinte de la ROI	Nombre de corrections réussies
1	2	2
2	1	1
3	1	1
4	1	1
5	0	0
6	1	1
7	2	2
8	3	3
Total	13	13

3.3.2.4 Fiabilité

Afin de vérifier la fiabilité de l'algorithme, la méthode est relancée deux autres fois après avoir modifié les conditions *a priori*, c'est-à dire les points initiaux. La même base de données est utilisée. On sélectionne les sections sans échecs du premier essai de l'algorithme et supposons qu'il devrait être possible de traiter toutes ces images sans rencontrer d'échecs. Ainsi, seules les premières parties des séquences jusqu'au premier échec sont testées, pour un total de 198 images. Une différence minimale des mesures avec celles de la première segmentation automatique indique une fiabilité élevée de l'algorithme. Le Tableau 3.8 présente les variations en pixel et en mm entre les trois essais. Ainsi, on note une variation de $0,19 \pm 0,23$ pixel, soit $0,05 \pm 0,07$ mm. Similairement, les résultats obtenus sont de $0,29 \pm 0,33$ pixel ($0,07 \pm 0,09$ mm) pour la distance RMS et de $0,22 \pm 0,68$ pixel ($0,06 \pm 0,20$ mm) pour les extrémités distales. Il faut toutefois noter qu'un échec nécessitant une intervention de l'opérateur a eu lieu à chacune des séquences.

Tableau 3.8 Variation de D entre les trois essais

Unité	<i>D</i>	écart-type	<i>D_{RMS}</i>	écart-type	<i>D_{TIP}</i>	écart-type
pixel	0,19	0,23	0,26	0,33	0,22	0,68
mm	0,05	0,07	0,07	0,09	0,06	0,20

3.3.2.5 Rapidité

Le temps de traitement d'une image est mesuré par la fonction tic/toc de MATLAB à partir du moment où l'image rognée est rehaussée jusqu'au moment où les points segmentés de l'objet sont considérés finaux. Les temps de chargement et de rognage des images sont donc exclus de cette mesure. Le temps minimal enregistré sur toutes les images testées est de 0,001 s et le temps maximal est de 0,049 s, pour une moyenne de $0,006 \pm 0,007$ seconde par image (voir Tableau 3.9). En utilisant le temps maximal, une fréquence de 20 images par seconde est possible.

Tableau 3.9 Temps de traitement par image

Séquence	Temps (seconde / image)			
	Min	Max	Moy	Erreur
1	0,001	0,030	0,004	0,006
2	0,001	0,040	0,004	0,007
3	0,001	0,008	0,002	0,001
4	0,001	0,017	0,005	0,004
5	0,001	0,009	0,003	0,002
6	0,001	0,051	0,017	0,016
7	0,001	0,014	0,004	0,003
8	0,001	0,049	0,007	0,011
9	0,001	0,047	0,013	0,013
Moyenne	0,001	0,030	0,006	0,007

La Figure 3.16 illustre sur un graphique les temps minimaux, moyens et maximaux de traitement d'images.

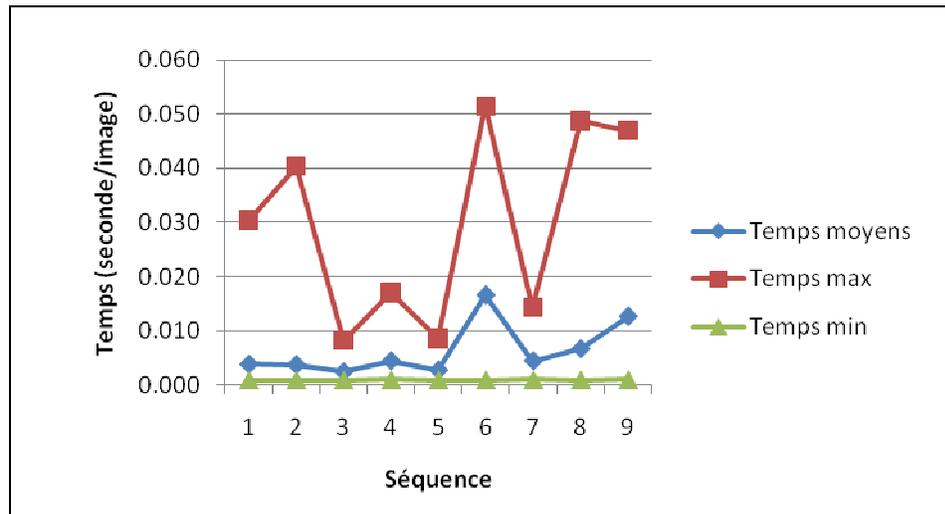


Figure 3.16 Temps de traitement par image.

3.3.2.6 Automatisation

La méthode de suivi développée est semi-automatique. Elle nécessite l'intervention de l'utilisateur pour initialiser ou pour confirmer la position *a priori* à la première image de la séquence et lorsqu'une faille de segmentation a été détectée durant l'algorithme.

Lorsqu'une intervention de l'utilisateur est requise durant le suivi du microguide, la segmentation manuelle requiert quelques points d'ancrage pour créer une courbe proche de la solution idéale. Étant donné que l'algorithme ne nécessite pas une position *a priori* très proche de la solution pour obtenir une segmentation précise, la tâche de l'utilisateur est légère de lors son intervention.

CHAPITRE 4

DISCUSSION

Les résultats sont analysés et interprétés dans cette section qui se divise en deux parties principales. La première porte sur les résultats obtenus dans la comparaison des deux méthodes de rehaussement : celle de Frangi et celle du DDFB. La deuxième comprend une analyse de la performance de l'algorithme de suivi du microguide en fonction des résultats obtenus et des méthodes présentées dans la littérature.

4.1 Rehaussement de l'image fluoroscopique

L'utilisation du filtre DDFB produit des résultats similaires à l'utilisation du filtre de rehaussement de Frangi. Qualitativement, nous observons que la méthode du DDFB permet une meilleure continuité des segments lorsqu'il y a un croisement de structures linéaires. Par contre, cette amélioration ne se traduit pas en une meilleure performance lors de l'analyse des valeurs AUC des courbes ROC : ces valeurs sont très similaires pour les deux méthodes. De plus, les temps de traitement requis pour l'utilisation du DDFB sont nettement supérieurs à ceux de la méthode de Frangi et ils sont trop importants pour envisager l'implémentation du DDFB dans des méthodes visant l'application en temps réel. À moins que les temps de décomposition et de synthèse des images puissent être réduits considérablement, la méthode de rehaussement de Frangi demeure préférable à celle du DDFB pour le rehaussement du microguide sur images fluoroscopiques.

4.2 Performance de l'algorithme de suivi

Les six critères de performance sont : 1) la précision; 2) la robustesse; 3) la fiabilité; 4) la détection d'incidents; 5) la rapidité; et 6) l'automatisme. Les résultats de l'algorithme sont interprétés et analysés selon ces critères dans les prochaines sections.

4.2.1 Précision

Tel que décrit précédemment, la précision de la méthode est évaluée selon la distance moyenne D , la distance RMS D_{RMS} et la distance des extrémités D_{TIP} entre les résultats de la méthode et le *bronze standard*.

La distance moyenne D permet seulement l'évaluation de l'erreur du mouvement latéral du microguide, car elle est basée sur la distance minimale entre sections correspondantes du microguide segmenté automatiquement et du *bronze standard*. L'erreur D de la méthode étudiée est de $0,08 \pm 0,09$ mm, alors que l'erreur D_{RMS} est évaluée à $0,11 \pm 0,12$ mm. Comparativement, les erreurs associées à la méthode de Baert, van Walsum, et Niessen (2003) et à celle de Spiegel *et al.* (2009) sont respectivement de 0,35 mm et de $0,42 \pm 0,20$ mm (voir Tableau 4.1). Les résultats de Baert, van Walsum, et Niessen (2003) sont calculés en moyennant leurs résultats pour les différents types de guide.

Tableau 4.1 Comparaison de la précision avec la littérature

Mesure	Présente étude	Baert, van Walsum, et Niessen (2003)	Spiegel <i>et al.</i> (2009)
Résolution (pixel/mm)	0,23 à 0,30	0,40	0,15
D^*	$0,08 \pm 0,09$	0,35	$0,42 \pm 0,20$
D_{RMS}^*	$0,11 \pm 0,12$	n/a	n/a
D_{TIP}^*	$1,09 \pm 2,24$	1,22	$1,05 \pm 0,93$
$var_{inter}(D)^*$	$0,04 \pm 0,02$	0,32	n/a
$var_{inter}(D_{TIP})^*$	$0,13 \pm 0,16$	0,56	n/a
$var_{intra}(D)^*$	$0,03 \pm 0,02$	0,26	n/a
$var_{intra}(D_{TIP})^*$	$0,11 \pm 0,14$	0,44	n/a

*Les résultats sont en mm.

Bien que les bases de données utilisées dans chacune des études soient différentes, cette comparaison permet une appréciation de la précision de la méthode proposée. Il est aussi à noter que le diamètre d'un microguide utilisé en neurointervention varie entre 0,25 et 0,41 mm et que la résolution du système fluoroscopique pour les images de l'étude varie entre 0,23 et 0,30 mm/pixel. En tenant compte de la résolution des images fluoroscopiques, la méthode de Baert, van Walsum, et Niessen (2003) est capable d'une précision au pixel près dans le suivi du mouvement latéral du microguide, alors que notre méthode se rapproche plutôt du demi-pixel.

Au Tableau 4.1, on observe aussi les variabilités inter-observateurs et intra-observateur associées au *bronze standard*. Ces mesures procurent un ordre de grandeur à la précision acceptable de l'algorithme. Si la variabilité du *bronze standard* est élevée, une précision plus faible de la méthode pourrait être tolérée. Nos résultats de l'erreur moyenne se situent au même niveau que la variabilité de *bronze standard*. Similairement, les résultats de Baert, van Walsum, et Niessen (2003) sont comparables à leur variabilité inter-observateurs.

Le suivi du microguide évalué seulement par la distance du mouvement latéral est insuffisant. Il est nécessaire de considérer le mouvement d'avancement et de recul du microguide. Le mouvement d'avancement et de recul du microguide est le mouvement le plus important lors de la navigation dans les artères. Il est pris en considération par le suivi de l'extrémité distale du microguide. L'erreur moyenne de la segmentation automatique de cette extrémité est de $1,09 \pm 2,24$ mm. Pour la navigation du microguide, une telle erreur ne présente pas de risque de perforation de l'anévrisme, cette erreur est donc cliniquement acceptable. Ces résultats sont comparables à ceux de la littérature : les mesures d'erreur à l'extrémité distale de Baert, van Walsum, et Niessen (2003) et Spiegel *et al.* (2009) sont respectivement 1,22 mm et $1,05 \pm 0,93$ mm. Rappelons que ces derniers effectuent seulement leurs mesures de précision sur les segmentations acceptées, alors que notre étude considère toutes les segmentations effectuées, ce qui résulte en de plus grandes erreurs mesurées.

4.2.2 Robustesse

L'évaluation de la robustesse se fait par deux mesures : le taux de succès du suivi du mouvement latéral du microguide et le taux de succès du suivi de l'extrémité distale du microguide. Une segmentation est considérée réussie lorsque la distance moyenne D par rapport au *bronze standard* est en dessous d'un seuil donné. Pour un seuil de 1,6 mm, notre méthode obtient un succès dans 97 % des cas. Ce seuil est celui utilisé par Baert, van Walsum, et Niessen (2003), qui obtiennent un résultat de 98 %. Pour évaluer la performance de la méthode d'une manière plus sévère, le seuil est ensuite abaissé à 0,3 mm, soit approximativement la mesure d'un pixel. Nous obtenons tout de même un succès dans 95 % des cas, ce qui indique une bonne performance dans le suivi du mouvement latéral du microguide.

Similairement, le taux de succès du suivi de l'extrémité distale du microguide s'évalue avec un seuil de 4,0 mm, valeur utilisée par Baert, van Walsum, et Niessen (2003). Nous obtenons un succès dans 92 % des cas, ce qui est comparable à la méthode de Baert, van Walsum, et Niessen (2003), qui obtiennent un taux de 92,7 % de réussite. Par contre, un seuil de 4,0 mm est très élevé, étant donné que la majorité des vaisseaux cérébraux ont un diamètre plus petit que 4,0 mm. Avec des seuils de 0,3 mm (approximativement un pixel) et de 1,0 mm, les taux de succès sont alors respectivement de 59 % et de 82 %. Donc, la méthode proposée présente une robustesse assez élevée pour la navigation du microguide qui ne nécessite pas une fine précision sur la position de l'extrémité du microguide. Par contre, le taux de succès du suivi de l'extrémité basé sur un seuil de 0,3 mm étant très bas, la méthode ne pourrait pas être utilisée à proximité d'un anévrisme. Par exemple, lorsque le microcathéter est amené près du collet de l'anévrisme, le microguide ne peut être positionné près du collet en utilisant uniquement l'information fournie par notre méthode. L'opérateur devrait aussi se baser sur les données fluoroscopiques 2D conventionnelles tel que fait en pratique courante. Étant donné que la visualisation 3D est surtout nécessaire pour permettre d'évaluer la profondeur et de permettre idéalement de générer des incidences non disponibles en pratique clinique, cette visualisation sera de toute façon complémentaire à l'information actuellement disponible.

À la Figure 4.1 sont illustrées les premières images de chacune des neuf séquences testées. On remarque la variété de conditions présentes marquées notamment par les variations d'intensité du fond et la présence d'artéfacts sombres à proximité du microguide.

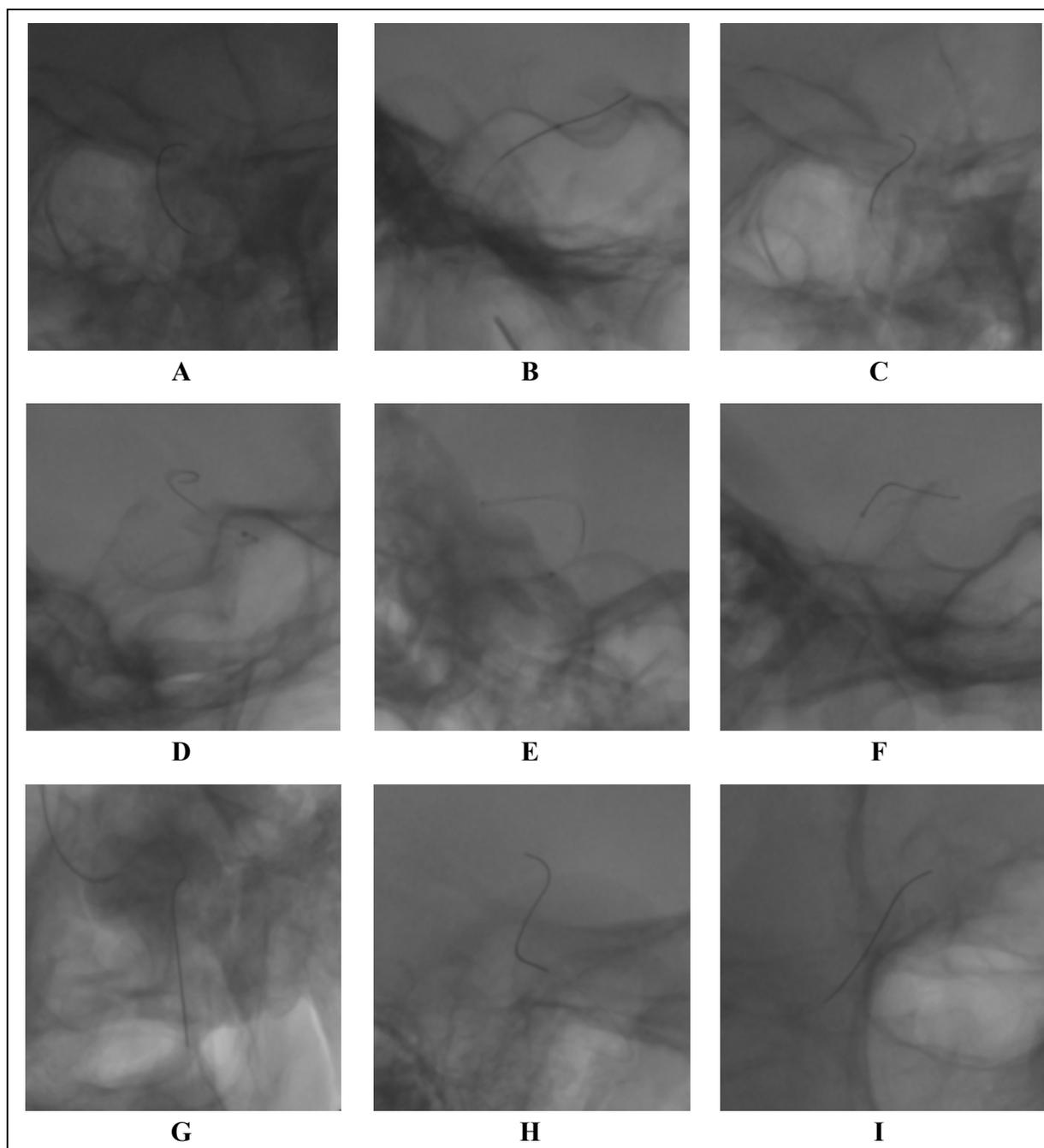


Figure 4.1 Premières images des neuf séquences testées (images rognées).

4.2.3 Fiabilité

Un autre critère de performance important est la fiabilité, définie ici en tant que la répétabilité de la méthode. Tel que présenté au Tableau 3.9 et repris au Tableau 4.2, les différences entre les trois itérations de la méthode à partir de différentes conditions initiales sont très petites. On conclue que la méthode est peu sensible à la position *a priori* qui lui est présentée, comparativement aux méthodes utilisant les courbes paramétriques nécessitant une position initiale très proche de la solution, à défaut de quoi le temps de calcul augmente rapidement. On observe aussi au Tableau 4.2 que la variabilité de l'algorithme est comparable à la variabilité inter-observateurs.

Tableau 4.2 Variabilités de l'algorithme et des observateurs

	D	écart-type	D_{RMS}	écart-type	D_{TIP}	écart-type
Variabilité de l'algorithme	0,05	0,07	0,07	0,09	0,06	0,20
Variabilité inter-observateurs	0,04	0,02	0,05	0,03	0,13	0,16

4.2.4 Détection d'incidents

Un algorithme doit être en mesure de détecter les erreurs de segmentation afin de corriger la situation de façon automatique. Étant donné que la référence absolue n'existe pas, la détection ne peut pas se faire par rapport à une solution idéale. Par contre, le microguide à segmenter comporte des propriétés physiques qui peuvent servir à limiter les possibilités de solutions. En 2D, ces propriétés sont difficiles à gérer, car l'outil en 3D peut ne présenter certaines caractéristiques que dans une seule dimension.

Pour le moment, les seules détections effectuées par la méthode étudiée sont le nombre insuffisant de points représentant le microguide et l'atteinte de la bordure de la ROI. La première permet la réinitialisation de la position du microguide, que l'on pourrait effectuer par un algorithme de détection automatique pour ne pas nécessiter d'interventions de la part de l'utilisateur. Lorsqu'un nombre insuffisant de points représente le microguide, ceci peut

être causé par une erreur de segmentation, un déplacement du microguide beaucoup plus grand qu'anticipé, l'apparition subite d'une courbe prononcée dans le microguide ou un raccourcissement important du microguide dans le plan de vue étudié. Une alternative à cette détection serait de limiter la longueur de la structure linéaire acceptée plutôt que le nombre de points utilisés. Rappelons que n_{min} est le nombre minimal de points nécessaire au fonctionnement de la méthode.

La détection de l'atteinte de la ROI a pour but de palier à l'erreur possible de l'utilisation d'une ROI trop petite. Tel que démontré au Tableau 3.7, la correction de la ROI suite à cette détection permet à chaque occasion d'effectuer une segmentation réussie par la suite.

4.2.5 Rapidité

Le temps maximal obtenu pour le traitement d'une seule image est de 0,051 secondes. Ceci se traduit en une fréquence 20 images par seconde. L'acquisition des séquences d'images fluoroscopiques se fait à une fréquence de 15 à 30 images par seconde. Ainsi, la méthode permet l'implémentation en temps réel et fait preuve d'une rapidité propice à l'implémentation en milieu clinique. Ceci n'avait pas encore été démontré dans la littérature existante.

Bien que la capacité matricielle de MATLAB ait été exploitée, le développement logiciel n'est pas optimisé. De plus, plusieurs paramètres pourraient être optimisés dans une étude ultérieure : le nombre de points utilisés pour représenter le microguide, la ROI, le pas du vecteur d'acquisition, la longueur de ce vecteur, la fenêtre de recherche d'extrémité, etc.

4.2.6 Automatisation

La méthode développée est semi-automatique. Elle nécessite une intervention de l'utilisateur pour définir la position initiale du microguide en début de programme et lorsqu'elle détecte une erreur de segmentation. Dans les deux cas, il est possible d'inclure des algorithmes de détection du microguide pour assurer l'automatisation de la méthode.

CONCLUSION

Afin de développer une méthode de suivi du microguide sur images fluoroscopiques en temps quasi-réel avec un bon taux de réussite, deux méthodes de rehaussement de structures linéaires ont été testées et comparées. Le filtre de rehaussement de vaisseaux sanguins de Frangi et le filtre basé sur le DDFB sont évalués par l'AUC de leurs courbes ROC. Les deux méthodes produisent des résultats similaires, mais les temps de calcul du filtre DDFB sont nettement plus élevés que ceux du filtre de Frangi. Ce dernier est donc retenu pour rehausser les images fluoroscopiques, étape nécessaire pour débruiter les images et mettre en évidence les structures linéaires.

Une méthode complète de suivi du microguide est ensuite proposée. Elle requiert une position *a priori*, condition initiale servant aussi à définir une fenêtre de travail. Ensuite, le filtre de Frangi est appliqué pour rehausser les images et on effectue une anamorphose de la ROI autour de la position initiale. Ceci permet d'effectuer une segmentation rapide par la recherche d'un chemin minimal qui sera par la suite corrigé selon un critère de similarité. Une localisation explicite des extrémités met fin à la segmentation sur l'image courante. Cette nouvelle position du microguide est ensuite utilisée à l'image suivante de la séquence de fluoroscopie. La méthode de suivi a été validée contre un *bronze standard* et évaluée selon des critères de performance.

En somme, une méthode robuste et rapide de suivi de microguide sur images fluoroscopiques affichant un très bon taux de réussite est présentée et validée dans ce travail. Il est démontré que cette méthode est assez efficace pour l'application en temps réel, démonstration qui, à notre connaissance, est inexistante dans la littérature actuelle. L'exploitation du deuxième plan de vue disponible pourrait permettre d'améliorer davantage la performance de cette méthode.

RECOMMANDATIONS

La méthode de suivi proposée démontre la faisabilité du suivi du microguide en temps quasi-réel avec un bon taux de réussite. Afin d'assurer que l'implémentation de la méthode de suivi soit efficace et applicable en milieu clinique, plusieurs détails doivent être adressés et d'autres étapes de développement entamées.

Les sections de la méthode qui méritent une attention particulière sont les coupures effectuées sur le profil de gradient suite à la segmentation par chemin minimal et la localisation des extrémités du microguide. L'utilisation d'informations globales en plus des informations locales pourrait contribuer à la gestion de cette localisation et améliorer son rendement. L'exploitation des données du deuxième plan de vue fluoroscopique pour incorporer des restrictions physiques internes au microguide engendrerait aussi un meilleur contrôle sur la segmentation de l'outil. Dans le même ordre d'idée, d'autres éléments qui n'ont pas été exploités dans cette méthode, mais qui recèlent de l'information importante sont l'arbre vasculaire préopératoire qui délimite le parcours du microguide et la détection de mouvement basée sur la comparaison d'images à des moments différents. Inclure ces éléments permettra d'augmenter la robustesse de la méthode.

Enfin, l'implémentation de la méthode a débuté sur la plateforme de développement *InSpace* de la compagnie Siemens afin de démontrer la faisabilité de la reconstruction tridimensionnelle du microguide à partir des deux vues bidimensionnelles. Parallèlement, il serait important d'effectuer une validation en ligne de la méthode de suivi du microguide. À cette occasion, un *bronze standard* devra être créé *a posteriori* afin de confirmer et valider les résultats du suivi. Aussi, les images d'interventions neuroradiologiques présentent généralement des artéfacts osseux qui rendent ces images plus bruitées que celles de d'autres interventions utilisant la fluoroscopie. La méthode développée pourrait être exportée pour le suivi du guide dans d'autres applications radiologiques.

ANNEXE I

Les échelles de Hunt et Hess et de Fischer

Tableau-A I-1 L'échelle de Hunt et Hess

Grade	Symptômes
0	Anévrisme non-rompus
1	Asymptomatique ou léger mal de tête
1A	Déficit neurologique
2	Mal de tête modéré, raideur de la nuque
3	Somnolence, confusion, déficit focal
4	Hémi-parésie, stupeur, troubles cognitifs
5	Coma profond, apparence moribonde

Tableau-A I-2 L'échelle de Fischer

Fischer	Symptômes
1	Pas de sang
2	Couche diffuse ou verticale (épaisseur de la couche moins de 1 mm)
3	Caillot localisé ou couche verticale (épaisseur de la couche plus de 1 mm)
4	Caillot intracérébral ou intraventriculaire

ANNEXE II

Approbation du comité d'éthique du CHUM



CENTRE DE RECHERCHE

Comités d'évaluation scientifique et d'éthique de la recherche
Édifice Cooper
3981, boulevard St-Laurent, Mezz 2
Montréal (Québec) H2W 1Y5

Téléphone : 514 - 890-8000 - Poste 14485
Télécopieur : 514 - 412-7394
Courriel : ghislaine.otis.chum@ssss.gouv.qc.ca

Le 24 mai 2007

Dr Jacques A. de Guise, Ph.D., ing.
Département de génie de la production automatisée
École de technologie supérieure
1000, rue Notre-Dame Ouest
Montréal (Québec) H3C 1K3

Objet : ND07.019 – Approbation accélérée initiale et finale CÉR

Localisation et reconstruction temps réel en trois dimensions des outils
d'intervention guidés par neuroradiologie

Docteur,

J'ai pris connaissance des documents reçus en date du 16 mai 2007 en vue d'une approbation accélérée du projet décrit en rubrique. À cette fin, ont été examinés les documents suivants :

- Formulaire de présentation – Formulaire A – Annexe 2.1
- Formulaire de renseignements supplémentaires – Annexe 2.2
- Résumé d'un protocole de recherche
- Demande de subvention CRSNG originale contenant le protocole détaillé
- Copie de l'entente de coopération avec le partenaire industriel SIEMENS
- Lettre d'acceptation du chef de département, Dr Pierre Bourguin

En vertu des pouvoirs qui me sont délégués par le Comité d'éthique de la recherche du CHUM pour procéder à une évaluation accélérée, il me fait plaisir de vous informer que j'approuve votre projet puisqu'il s'agit d'un projet se situant sous le seuil de risque minimal.

La présente constitue l'approbation finale du comité suite à une procédure d'évaluation accélérée. Elle est **valide pour un an à compter du 24 mai 2007**, date de l'approbation initiale. Je vous rappelle que toute modification au protocole en cours d'étude, doit être soumise pour approbation du comité d'éthique.

Toutefois, le CÉR apprécierait recevoir la réponse à la question suivante :

- ~ Avez-vous reçu votre subvention? Si oui, auriez-vous l'obligeance de nous faire parvenir la lettre d'octroi. Si non, dans le cas où vous ne l'obtenez pas, pourriez-vous quand même à bien votre projet?

CENTRE HOSPITALIER DE L'UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

HÔTEL-DIEU (Siège social)
3840, rue Saint-Urbain
Montréal (Québec)
H2W 1T8

HÔPITAL NOTRE-DAME
1560, rue Sherbrooke Est
Montréal (Québec)
H2L 4M1

HÔPITAL SAINT-LUC
1058, rue Saint-Denis
Montréal (Québec)
H2X 3J4



Le comité suit les règles de constitution et de fonctionnement de l'Énoncé de Politique des trois Conseils et des Bonnes pratiques cliniques de la CIH.

Vous souhaitant la meilleure des chances dans la poursuite de vos travaux, je vous prie d'accepter, Docteur, mes salutations distinguées.

A handwritten signature in blue ink that reads 'Marie-Josée Bernardi'.

*Mé Marie-Josée Bernardi, avocate
Vice-présidente
Comité d'éthique de la recherche
Équipe Hôpital Notre-Dame du CHUM*

MJB/go

ANNEXE III

Approbation du comité d'éthique de l'ÉTS



8 novembre 2007

M. Jacques A. de Guise
Département de génie de la production automatisée

Objet : *Approbation finale de votre projet de recherche intitulé : « Localisation et reconstruction temps réel en trois dimensions des outils d'intervention guidés par neuroradiologie »*

Monsieur,

Je vous remercie pour l'envoi des pièces supplémentaires demandées pour compléter votre dossier soumis au CÉR en date du 12 juin 2007.

Votre projet peut à présent aller de l'avant. Veuillez noter toutefois que la présente approbation n'est valable que pour une année. Vous devrez donc annuellement demander le renouvellement de l'approbation du Comité, sans quoi le projet sera considéré comme terminé.

Veuillez agréer, Monsieur, l'expression de mes sentiments les meilleurs.



Paul V. Gervais, Ing., M.Eng.
Président du Comité d'éthique de la recherche

C.C. Claude Bédard, Doyen à la recherche et au transfert technologique

ANNEXE IV

Guide de l'utilisateur de l'interface ValidTool

Guide de l'utilisateur v.1

ValidTool

page 1/7

- ValidTool -

Guide de l'utilisateur

Effectuer les étapes A et B avant d'exécuter ValidTool.exe pour une première fois. Pour utiliser ValidTool, il est nécessaire d'installer le MATLAB Compiler Runtime (MCR).

A. Installation du MCR :

1. Insérer le CD.
2. Exécuter MCRInstaller.exe.
3. Lorsque que la fenêtre s'affiche, cliquer Next pour débiter l'installation. Cliquer Next pour continuer.
4. Spécifier le répertoire où installer le MCR (ou garder celui par défaut). Cliquer Next pour continuer.
5. L'installation débutera. Elle peut prendre une vingtaine de minutes.
6. Lorsque l'installation est terminée, fermer la fenêtre indiquant que l'installation est complétée en cliquant Close.

B. Copie de fichiers :

Copier le fichier nommé ValidTool_Package dans un répertoire sur l'ordinateur.

Vous êtes maintenant prêts à exécuter ValidTool.exe.

Voir page 2 pour les instructions sur l'utilisation de ValidTool.

Par : Caroline Lau
Janvier 2009

Utilisation de ValidTool.exe :

1. Exécuter ValidTool.exe qui se trouve dans le fichier ValidTool_Package.
2. Une fenêtre de commande s'ouvrira. Patientez.



Figure 1

3. Une deuxième fenêtre s'ouvrira. Sélectionner votre nom d'utilisateur.
Cliquer OK :

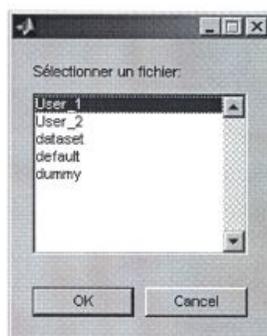


Figure 2

4. Sélectionner ensuite une séquence sur laquelle travailler. Cliquer OK :

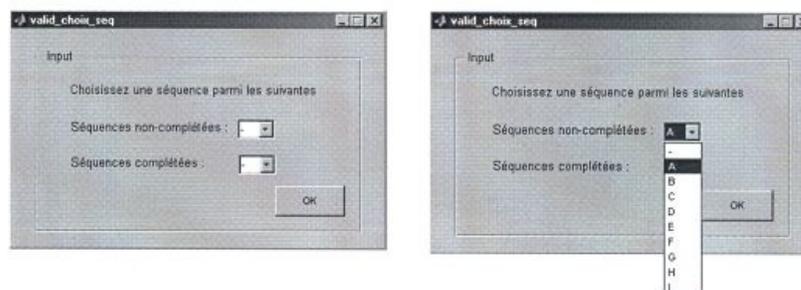


Figure 3

5. La fenêtre de travail s'affichera. Voir la liste de fonctionnalités ci-dessous.

Cliquer **Oui** pour accepter la segmentation présentée dans la fenêtre de l'Image Actuelle (affichée en vert). Cliquer **Non** pour la refuser.

Si vous cliquez **Oui**, l'image suivante s'affichera automatiquement (les images avancent par bond de 4 par défaut).

Si vous cliquez **Non**, un outil apparaîtra dans la fenêtre de l'Image Actuelle pour vous permettre de corriger la segmentation (voir fonctionnalités).

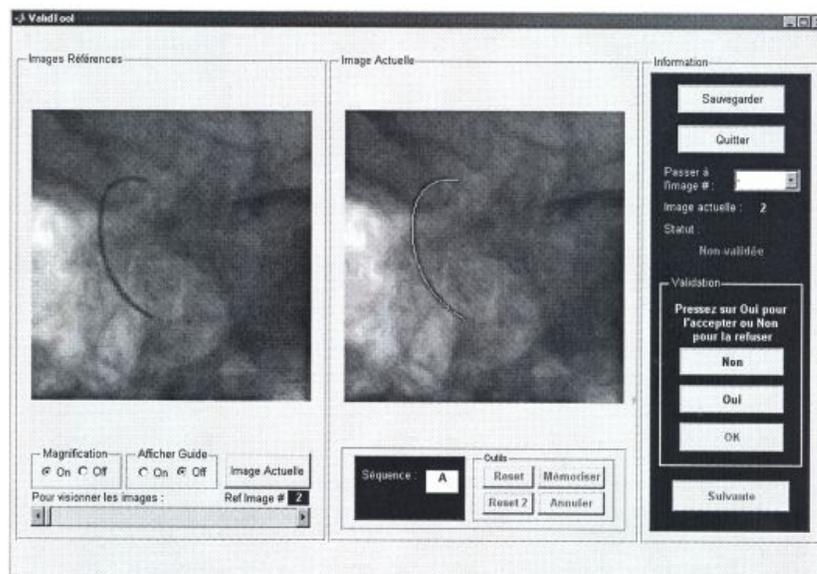


Figure 4

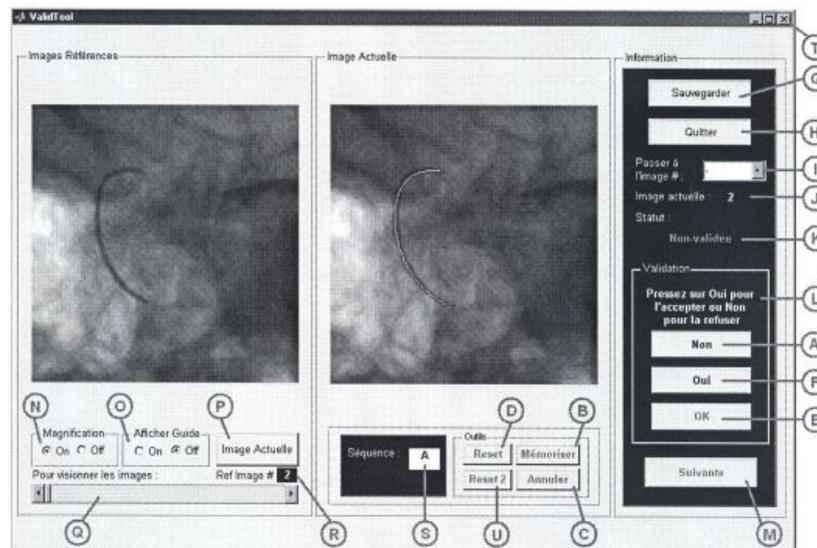
Liste de fonctionnalités :

Figure 5

Important :

(T) : X. Ne pas utiliser pour quitter l'application, car ne permet pas de sauvegarder avant la fermeture de l'application. Utiliser plutôt Quitter (H).

(A) : Non. Lorsque vous sélectionnez Non, un outil apparaît dans la fenêtre Image Actuelle pour vous aider à corriger la segmentation (voir Figure 6).

- Cliquer sur un point et maintenir le bouton de la souris pour déplacer et corriger ce point. Sur l'image de référence, vous verrez l'effet de votre intervention sur la segmentation.
- Il est possible de supprimer des points en cliquant le bouton droit de la souris et en sélectionnant **Delete Vertex**. Note : Il est impossible de rajouter des points, à moins d'utiliser les boutons **Annuler** (C) ou **Reset** (D).

- Cliquer sur **Mémoriser** (**B**) pour conserver en mémoire la segmentation actuelle. Après avoir effectué d'autres modifications à la segmentation, il vous sera possible de revenir à la segmentation mémorisée.
- Cliquer sur **Annuler** (**C**) pour retourner à la segmentation mémorisée, s'il y en a une. Elle sera affichée dans la fenêtre *Image Actuelle*. S'il n'y a pas de segmentation mémorisée, la segmentation initiale sera affichée.
- Cliquer sur **Reset** (**D**) pour retourner à la segmentation initiale.
- Cliquer sur **OK** (**E**) pour valider la nouvelle segmentation et passer à la prochaine image.

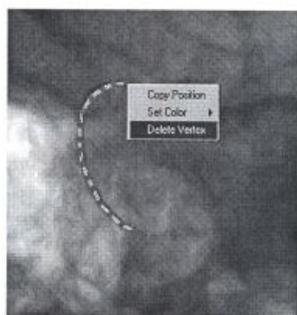


Figure 6

- (**B**) : **Mémoriser**. Le bouton Mémoriser permet de conserver en mémoire la segmentation actuelle. Après avoir effectué des modifications à la segmentation, il vous sera possible de revenir à la segmentation mémorisée.
- (**C**) : **Annuler**. La segmentation mémorisée sera affichée dans la fenêtre *Image Actuelle*. S'il n'y a pas de segmentation mémorisée, la segmentation initiale sera affichée.
- (**D**) : **Reset**. La segmentation initiale sera affichée dans la fenêtre *Image Actuelle*.
- (**E**) : **OK**. Lorsque vous sélectionnez **OK**, la nouvelle segmentation est validée et l'image suivante est affichée.
- (**F**) : **Oui**. Lorsque vous sélectionnez **Oui**, la segmentation est acceptée et validée. L'image suivante s'affichera automatiquement (les images avancent par bond de 4 par défaut).

- Ⓒ : **Sauvegarder**. Les fichiers concernant la séquence en cours sont sauvegardés.
- Ⓓ : **Quitter**. Utilisez ce bouton pour quitter l'application. Ferme la fenêtre et demande à l'utilisateur de sauvegarder.
- Ⓔ : **Passer à l'image #**. Permet de sélectionner manuellement une image à valider. Il est possible de retourner voir d'anciennes images à partir de cet outil pour retoucher les segmentations.
- Ⓕ : **Numéro de l'image actuelle**.
- Ⓖ : **Statut**. Affiche le statut de l'image actuelle (Validée ou Non-validée).
- Ⓖ : **Message**. Message permettant de guider l'utilisateur.
- Ⓜ : **Suivante**. Lorsque l'image actuelle a déjà été validée, permet de passer à l'image suivante sans changer la segmentation. S'il y a des retouches à faire à la segmentation, utilisez plutôt le bouton **Non** (Ⓐ).
- Ⓝ : **Magnification**. Lorsque - *On* - est sélectionné, la fenêtre de *Images Références* affiche un plan rapproché de l'image de référence à partir d'une région d'intérêt prédéfinie. Lorsque - *Off* - est sélectionné, l'image de référence originale est affichée.
- Ⓒ : **Afficher Guide**. Lorsque - *On* - est sélectionné, le guide est affiché dans la fenêtre *Images Références*. Lorsque - *Off* - est sélectionné, le guide est caché.
- Ⓟ : **Image Actuelle**. Synchronise l'image actuelle dans la fenêtre *Images Références*.
- Ⓠ : **Barre de défilement**. La barre de défilement permet de sélectionner manuellement une image de la séquence parmi toutes les images de la séquence ouverte dans la session en cours, incluant celles dont la validation n'est pas sollicitée, et de l'afficher dans la fenêtre *Images Références*.
- Ⓡ : **Ref Image #**. Nom de l'image affichée dans la fenêtre *Images Références*.
- Ⓢ : **Séquence**. Nom de la séquence ouverte dans la session en cours.
- Ⓡ : **Reset2**. Ce bouton n'est activé que lorsque qu'une segmentation antérieure par l'utilisateur existe. Permet de retourner à la segmentation en question.

Pour toutes questions, veuillez contacter :

Caroline Lau

Laboratoire de recherche en imagerie et orthopédie (LIO)

École de technologie supérieure (ÉTS)

Centre de recherche du CHUM - Hôpital Notre-Dame

Téléphone: (514) 890-8000 poste 28720

Courriel: caroline.lau.1@ens.etsmtl.ca

Fin du document.

BIBLIOGRAPHIE

- Anxionnat, R. *et al.* 2001. « Intracranial Aneurysms: Clinical Value of 3D Digital Subtraction Angiography in the Therapeutic Decision and Endovascular Treatment ». *Neuroradiology*, n° 218, p. 799-808.
- Aylward, S. R., et E. Bullitt. 2002. « Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction ». *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, n° 2, p. 61-75.
- Baert, S. A., T. van Walsum et W. J. Niessen. 2003. « Endpoint localization in guide wire tracking during endovascular interventions ». *Academic Radiology*, vol. 10, n° 12 (Dec), p. 1424-32.
- Bismuth, V., L. Vancamberg et S. Gorges. 2009. « A comparison of line enhancement techniques: applications to guide-wire detection and respiratory motion tracking ». In *SPIE - The International Society for Optical Engineering* (8 February 2009). Vol. 7259, p. 72591M. Lake Buena Vista, Florida, USA.
- Boston Scientific Corporation. 2010. <<http://www.bostonscientific.com>>. Consulté le 23 avril 2010.
- Bredno, J., B. Martin-Leung et K. Eck. 2004. « Algorithmic solutions for live device-to-vessel match ». In *SPIE - The International Society for Optical Engineering* (16 February 2004). Vol. 5370 III, p. 1486-1497. San Diego, CA, United States.
- Brisman, J. L. *et al.* 2009. « Cerebral Aneurysm ». In *eMedicine*. <<http://emedicine.medscape.com/article/252142-overview>>. Consulté le 18 septembre 2009.
- Bushberg, J. T. 2002. *The essential physics of medical imaging*, 2nd. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, xvi, 933 p.
- Byrne, J. V. *et al.* 2004. « Assessment of a technique for 2D-3D registration of cerebral intra-arterial angiography ». *British Journal of Radiology*, n° 77, p. 123-128.
- Chalana, V., et Y. Kim. 1997. « A methodology for evaluation of boundary detection algorithms on medical images ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 16, n° 5, p. 642-652.
- Chav, R. *et al.* 2009. « Method for fast and accurate segmentation processing from prior shape: application to femoral head segmentation on X-ray images ». In *SPIE - The International Society for Optical Engineering* (8 February 2009). Vol. 7259, p. 72594Y. Lake Buena Vista, Florida, USA.

- « Circle of Willis »2008. In *Wikipedia, the free encyclopedia*.
 <http://en.wikipedia.org/wiki/Circle_of_Willis>. Consulté le 7 mai 2010.
- Frangi, A. F. *et al.* 1998. « Multiscale vessel enhancement filtering ». In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-Miccai'98* (October 11-13, 1998). Vol. 1496. Cambridge, MA, USA.
- Franken, E. *et al.* 2006. « Detection of electrophysiology catheters in noisy fluoroscopy images ». In *MICCAI 2006*. p. 25-32. Copenhagen, Denmark: Springer-Verlag.
- Gonzalez, R. C., et R. E. Woods. 2008. *Digital image processing*, 3rd. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, xxii, 954 p. p.
- Guglielmi, G. 1995. « Coil-induced thrombosis of intracranial aneurysms ». In *Endovascular neurological intervention*, sous la dir. de Robert J. Maciunas, MD, Neurological Topics. p. 179-187. Park Ridge, Illinois: The American association of neurological surgeons.
- Hayakawa, M. *et al.* 2010. « Direct measurement of patient's entrance skin dose during neurointerventional procedure to avoid further radiation-induced skin injuries ». *Clinical Neurology and Neurosurgery*, vol. In Press, Corrected Proof.
- Horii, S. C. 1997. « A Nontechnical Introduction to DICOM ». In *Radiological Society of North America*. <<http://www.rsna.org/Technology/DICOM/intro/index.cfm>>. Consulté le 18 septembre 2009.
- Hurst, R. W., et R. H. Rosenwasser. 2008. *Interventional neuroradiology*. New York: Informa Healthcare, xi, 420 p.
- Jannin, P. *et al.* 2002. « Validation of medical image processing in image-guided therapy ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 21, n° 12, p. 1445-1449.
- Jannin, P., C. Grova et C. R. Maurer. 2006. « Model for defining and reporting reference-based validation protocols in medical image processing ». *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, vol. 1, n° 2, p. 63-73.
- Kass, M., A. Witkin et D. Terzopoulos. 1988. « Snakes: Active contour models ». *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, n° 4, p. 321-331.
- Khan, M. A., et M. K. Khan. 2004. « A Decimation Free Directional Filter Banks for Medical Image Enhancement ». *Information Technology Journal*, vol. 3, n° 2, p. 146-149.

- Kirbas, C., et F. K. H. Quek. 2003. « Vessel extraction techniques and algorithms: a survey ». In *IEEE Symposium on BioInformatics and BioEngineering*. p. 238-245. Bethesda, Maryland.
- Krejza, J. *et al.* 2006. « Carotid Artery Diameter in Men and Women and the Relation to Body and Neck Size ». *Stroke*, vol. 37, n° 4 (April 1, 2006), p. 1103-1105.
- Lessard, S. *et al.* 2009. « Automatically Driven Vector for Guidewire Segmentation in 2D and Biplane Fluoroscopy ». *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 54, p. 461-465.
- Lessard, S. *et al.* 2008. « Wires Segmentation in Fluoroscopic Images during Cerebral Aneurysm Endovascular Intervention ». In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro* (14-17 April 2008). p. 193-196. Paris, France.
- Manniesing, R., M. A. Viergever et W. J. Niessen. 2006. « Vessel enhancing diffusion. A scale space representation of vessel structures ». *Medical Image Analysis*, vol. 10, n° 6, p. 815-825.
- Mazouer, P. *et al.* 2009. « User-constrained guidewire localization in fluoroscopy ». In *SPIE - The International Society for Optical Engineering*. Vol. 7259, p. 72591K. Lake Buena Vista, Florida, USA.
- MedCalc Software. 1993-2010. « ROC curve analysis: introduction ». <<http://www.medcalc.be/manual/roc.php>>. Consulté le 17 mai 2010.
- National Institute of Neurological Disorders and Stroke. 2008. « Cerebral Aneurysm Fact Sheet ». <http://www.ninds.nih.gov/disorders/cerebral_aneurysm/detail_cerebral_aneurysm.htm>. Consulté le 2 mai 2010.
- Palti-Wasserman, D., A. M. Brukstein et R. P. Beyar. 1997. « Identifying and tracking a guide wire in the coronary arteries during angioplasty from X-ray images ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, n° 2, p. 152-64.
- Philips. 2009. « Dynamic 3D Roadmap ». <http://www.medical.philips.com/main/products/interventional_xray/product/interventional_neuroradiology/index.wpd>. Consulté le 2 mai 2010.
- Qureshi, A. I. *et al.* 2007. « Comparison of endovascular and surgical treatments for intracranial aneurysms: an evidence-based review ». *The Lancet Neurology*, vol. 6, n° 9, p. 816-825.
- Runions, S. 2006. « Brain aneurysms ». In *Montreal Neurological Institute and Hospital*. <<http://infoneuro.mcgill.ca>>. Consulté le 18 septembre 2009.

- Russ, J. C. 1999. *The image processing handbook*, 3rd. Boca Raton, FL: CRC Press, 771 p.
- Schoonenberg, G. *et al.* 2005. « Adaptive spatial-temporal filtering applied to x-ray fluoroscopy angiography ». In *SPIE - International Society for Optical Engineering*, (15 February 2005). Vol. 5744, p. 870-878. San Diego, CA, United States.
- Sethian, J. A. 1999. *Level set methods and fast marching methods : evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science*, 2nd. Coll. « Cambridge monographs on applied and computational mathematics ; 3 ». Cambridge, U.K. ; New York: Cambridge University Press, xx, 378 p.
- Shikata, H., E. A. Hoffman et M. Sonka. 2004. « Automated segmentation of pulmonary vascular tree from 3D CT images ». In *SPIE - The International Society for Optical Engineering* (15 February 2004). Vol. 5369, p. 107. San Diego, CA, USA
- Siemens Canada. 2010. <<http://www.medical.siemens.com>>. Consulté le 2 mai 2010.
- Singer, R. J., C. S. Ogilvy et G. R. 2009a. « Treatment of aneurysmal subarachnoid hemorrhage ». In *UpToDate*. <<http://www.utdol.com>>. Consulté le 18 septembre 2009.
- Singer, R. J., C. S. Ogilvy et G. R. 2009b. « Unruptured intracranial aneurysms ». In *UpToDate*. <<http://www.utdol.com>>. Consulté le 18 septembre 2009.
- Spiegel, M. *et al.* 2009. « Towards real-time guidewire detection and tracking in the field of neuroradiology ». In *SPIE - The International Society for Optical Engineering*. Vol. 7261, p. 726105. Lake Buena Vista, Florida, USA.
- Takemura, A. *et al.* 2007. « An algorithm for tracking microcatheters in fluoroscopy ». *Journal of Digital Imaging*, vol. 21, n° 1, p. 99-108.
- Tankyevych, O., H. Talbot et P. Dokladal. 2008. « Curvilinear morpho-Hessian filter ». In *Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on*. p. 1011-1014.
- Truc, P. T. H. *et al.* 2009. « Vessel enhancement filter using directional filter bank ». *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 113, n° 1, p. 101-112.
- Vincent, L. 1998. « Minimal path algorithms for the robust detection of linear features in gray images ». *Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing*, p. 331-338.

- Wink, O., W. J. Niessen et M. A. Viergever. 2004. « Multiscale vessel tracking ». *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 23, n° 1, p. 130-133.
- Woo, D., et J. Broderick. 2002. « Genetics of intracranial aneurysm ». *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*, vol. 11, n° 5, p. 230-240.
- Yang, G. Z. *et al.* 1996. « Structure adaptive anisotropic image filtering ». *Image and Vision Computing*, vol. 14, n° 2, p. 135-145.
- Zarkh, M., et M. Klaiman. 2005. « Guide wire navigation and therapeutic device localization for catheterization procedure ». *International Congress Series*, vol. 1281, p. 311-316.