



République Algérienne Démocratique et Populaire

MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Ecole Nationale Polytechnique

THESE

Présentée par

CHERFA YAZID

Pour l'obtention du grade de

DOCTEUR D'ETAT

Spécialité : Traitement d'Images

Segmentation d'IRM Cérébrales par Approche Coopérative Application à la Caractérisation d'un AVC

Soutenu le 14 décembre 2008 devant le Jury composé de :

Melle	M. Guerti	Professeur	ENPA	Présidente
Mr	A. Guessoum	Professeur	Univ. Blida	Examineur
Mr	K.A. Bouyoucef	Professeur	CHU Blida	Examineur
Melle	F. Hachouf	Maître de Conférences	Univ. Constantine	Examineur
Mme	C. Garbay	Directeur de Recherche	UJF Grenoble	Directeur de thèse
Mme	L. Hamami	Maître de Conférences	ENPA	Directeur de thèse

REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé au sein du Laboratoire de Recherche en Imagerie Médicale du Département d'Electronique de l'Université Saad Dahlab de Blida.

Arrivant au terme de cette thèse, je voudrai remercier tous ceux qui m'ont aidés tout au long de ce travail.

Je tiens à remercier Mme Catherine Garbay de m'avoir permis d'entrer dans le domaine médicale, de m'avoir mis en contact avec les gens du domaine, et de m'avoir tout le temps encouragé.

Je remercie également Mme Latifa Hamami, Maître de Conférences à l'ENP, d'avoir accepté de co-diriger ce travail dans des moments difficiles, et de m'avoir aidé pour que cette soutenance ait lieu.

Je tiens à remercier Melle M. Guerti, Professeur à l'ENP, d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse, et de m'avoir encouragé.

J'adresse aussi mes remerciements à Melle F. Hachouf, Maître de Conférences à l'Université Mentouri de Constantine, et au Pr K.A. Bouyoucef, Chef du service neurochirurgie au CHU Frantz Fanon de Blida, pour avoir acceptés d'être membres du jury de cette thèse.

Je remercie aussi Mr A. Guessoum, Professeur à l'Université Saad Dahlab de Blida, d'avoir accepté d'être membre du jury de cette thèse, et de l'avoir dirigé pendant des années.

Je remercie également Mr Michel Dojat, chercheur INSERM à Grenoble, pour m'avoir aidé dans la position du travail, et d'avoir pris de son temps pour expertiser les résultats avec des médecins du CHU de Grenoble.

Mes remerciements vont aussi au Dr Assia Jaillard, neurologue à l'hôpital Michalon de Grenoble, pour avoir consacré de son temps pour me donner les besoins médicaux en la matière, et pour m'avoir fourni les images utilisées.

Je n'oublierai pas de remercier Mr Sammyh Kassous pour toute l'aide qu'il m'a apportée, pour le travail et pour la réalisation de ce document.

Je remercie également Mr Mohamed Lafri, Maître de Conférences à l'Université Saad Dahlab de Blida, pour toute l'aide qu'il m'a apportée pour que cette soutenance ait lieu.

J'exprime toute ma gratitude à Mr Abderrezak Ghoul pour l'aide inestimable qu'il a apportée pour que cette soutenance ait lieu.

Je remercie plus particulièrement Pierre et Jacqueline Cabanac, de même que Pierre et Jacqueline Goll, qui m'ont reçu chaleureusement pendant des années chez eux à Grenoble, et pour m'avoir encourager, pour que ce travail arrive à son terme.

Je ne peux oublier de remercier mes enfants qui ont acceptés des sacrifices pour cette thèse, ainsi que ma femme qui, en plus, m'a été d'une grande aide, en travail scientifique et en encouragements.

Que tous ceux qui m'ont aidé, de près ou de loin, dans mon travail, soient ici remerciés.

ملخص

الهدف من هذا العمل هو تصميم نظام للتجزئة شبه التلقائي لصور الرنين المغناطيسي للدماغ، متعددة المقاييس (Flair،diffusion،T2) ، وملتقطه في أوقات مختلفة حسب تطور المرض، من مرضى مصابون بسكتة دماغية، و يهدف إلى الاستفادة من عدة نهج تكميلية. اخترنا تجزئة المناطق بالنوع التعاوني لقطع 2D المكتسبة بالرنين المغناطيسي ، يسبقها مرحلة تمهيدية مناسبة لتحسين جودة الصورة وخفض العدد الكبير للمعلومات ، تليها مرحلة تسمح بوصف هندسي للجلطة الدماغية، إعادة بناء صورة ذات الأبعاد الثلاثة 3D، ومطابقة مع صورة نموذجية تشمل خرائط تشريحية وظيفية لإستخراج المناطق الوظيفية للدماغ المصابة بالسكتة، ورسم الخرائط للتعرف على المجالات من المخ التي تضررت من جراء الإصابة. العديد من الأدوات أستخدمت لهذه المهمة كالمورفولوجيا الرياضية، التوزيع الغير المتساوي الخواص ،تقسيم الصور ، تعاون التقنيات و تطابق الصور. الهدف من ذلك هو التدخل في المساعدة في تشخيص الداء أو في إجراء العمليات، أو رصد زمني للأمراض.

RESUME

L'objectif de ce travail est de concevoir un système de segmentation semi-automatique d'Images de Résonance Magnétique (IRM) cérébrales, multipondérations (T2, Diffusion, Flair), pris en fonction de l'évolution de la pathologie à des temps différents, de sujets atteints d'un AVC, qui permette de tirer parti de plusieurs approches complémentaires. Nous avons opté pour une segmentation coopérative de type régions/contours de coupes IRM 2D, précédée en amont d'une phase de prétraitements adéquats et adaptés aux acquisitions IRM, permettant d'améliorer la qualité des images et de diminuer le nombre important d'informations, et suivie en aval d'une phase de post traitements, permettant une caractérisation géométrique de l'AVC, une reconstruction de l'image en 3D, un recalage avec une image de référence comprenant les aires fonctionnelles, et une mise en correspondance anatomo-fonctionnelle, pour reconnaître les aires fonctionnelles du cerveau endommagées par la lésion. Un grand nombre d'outils ont été utilisés pour cette tâche, comme la morphologie mathématique, la diffusion anisotrope, la segmentation d'images, la coopération de techniques, et le recalage d'images. Le but est d'intervenir dans l'aide au diagnostic, dans le geste opératoire, ou dans le suivi temporel de la pathologie.

ABSTRACT

The aim of this work is to design a semi-automatic system applied to magnetic resonance brain images (MRI) that are multi-ponderable (T2, Diffusion, Flair), taken at different times according to changes in the pathology, from patients suffering from stroke. The system is designed so as to take advantage of several complementary approaches. We opted for a 2D cooperative segmentation region/edge cuts MRI type, preceded by an adequate pretreatment phase suitable for MRI acquisitions. This, in order to improve the quality of the images and reduce the large number of information. The following phase which consists of a post-treatment aims at a geometric characterization of the stroke, a 3D reconstruction of the image, a registration with a reference image, including functional areas and a mapping with anatomical functions in order to recognize the functional areas of the brain affected by the injury. Tools such as mathematical morphology, anisotropic diffusion, image segmentation, cooperative techniques, and image registration were used for this task. The aim being an aid to the diagnosis, the surgical act, or a temporal monitoring of the pathology.

TABLE DES MATIERES

Introduction-Problématique.....1

Chapitre 1

IRM et Anatomie Cérébrale

1.1. L'imagerie cérébrale par résonance magnétique 5

1.1.1. Rappel historique..... 5

1.1.2. Dispositif d'acquisition 6

1.1.3. Principe physique de la RMN..... 6

1.1.4. La précession 7

1.1.5. La résonance magnétique 8

1.1.6. Les relaxations..... 9

1.1.7. Localisation dans les plans de coupe et codage..... 14

1.1.8. Les séquences d'excitation IRM..... 16

1.1.9. Les artefacts des images IRM..... 21

1.1.10. Les domaines d'application de l'IRM 22

1.2. Eléments d'Anatomie cérébrale 23

1.2.1. L'anatomie du système nerveux central humain..... 24

1.2.2. La localisation des principaux tissus cérébraux 28

1.2.3. L'anatomie fonctionnelle du cerveau 30

1.2.4. Les pathologies cérébrales..... 34

1.2.5. Représentation du cerveau en imagerie médicale..... 37

Discussion 38

Chapitre 2

Segmentation d'IRM cérébrales : Etat de l'art

2.1. Segmentation d'images..... 39

2.1.1. Définitions littérales 39

2.1.2. Définition mathématique 39

2.1.3. Approches non coopératives..... 40

2.1.4. Approches Coopératives..... 43

2.2. Segmentation IRM cérébrales : Etat de l'art..... 45

2.2.1. Segmentation sans pathologies..... 45

2.2.2. Segmentation avec pathologies 50

2.2.3. Discussion et stratégie adoptée..... 54

2.3. Evaluation de la Segmentation	55
2.3.1. Les différents types d'erreurs de segmentation	55
2.3.2. Evaluation visuelle	56
2.3.3. Evaluation de la segmentation en contours	56
2.3.4. Evaluation de la segmentation en régions	61
2.3.5. Evaluation des images seuillées	64
Discussion	66

Chapitre 3

Système coopératif proposé

3.1. Organigramme général de la méthode	67
3.2. Phase de prétraitements	69
3.2.1. Réduction du bruit par filtrage anisotrope	69
3.2.2. Isolation du cerveau par morphologie mathématique	75
3.3. Phase de segmentation.....	81
3.3.1. Principe général	81
3.3.2. Détecteur de contours utilisé	82
3.3.3. Extracteur de régions utilisé	84
3.3.4. Coopération Régions-Contours	88
3.4 Phase d'évaluation	91
3.5. Tests sur des images standard	91
3.5.1. Effet du filtrage anisotrope sur la segmentation	91
3.5.2. Effet de la coopération sur la segmentation.....	92

Chapitre 4

Applications-Résultats-Interprétations

4.1. Images IRM réelles utilisées	95
4.1.1. Acquisition	95
4.1.2. Caractéristiques des images.....	96
4.2. Exemples de traitements du logiciel proposé	97
4.2.1. Exemple 1	97
4.2.2. Exemple 2.....	98
4.3. Validation de l'analyse sur des IRMs par expertise médicale.....	102
4.3.1. Images utilisées	102
4.3.2. Expertise médicale de l'AVC.....	103
4.3.3. Interprétation	106

4.4. Application à l'IRM.....	106
4.4.1. Objectifs	106
4.4.2. Résultats de la segmentation et caractérisation des AVC pour les différentes modalités.....	107
4.4.3. Résultats de la segmentation et caractérisation des AVC pour les différentes périodes.....	110
4.4.4. Interprétation	113
4.5. Deuxième aide au diagnostic : Mise en correspondance anatomofonctionnelle	114
4.5.1. Images utilisées	114
4.5.2. Recalage d'images.....	115
4.5.3. Mise en correspondance de l'AVC et des aires de Brodmann-Détection des aires affectées par l'AVC	117
4.5.4. Résultats de l'examen clinique	119
4.5.5. Interprétation	119
4.6. Troisième aide au diagnostic : Représentation en 3D de l'AVC dans le cerveau	120
4.6.1. Principe.....	120
4.6.2. Résultats	124
4.6.3. Interprétation	124
CONCLUSION GENERALE	125
ANNEXES.....	127
BIBLIOGRAPHIE	149

TABLE DES FIGURES

Figure	Légende	Page
1.1	<i>Imageur IRM</i>	6
1.2	<i>Le mouvement de spin</i>	7
1.3	<i>Les spins libres de moment magnétique résultant nul</i>	7
1.4	<i>Mouvement de précession d'un ensemble de moments magnétiques</i>	8
1.5	<i>Alignement des spins soumis au champ B_0</i>	8
1.6	<i>Décomposition du moment magnétique M en un moment transversal M_T et longitudinal M_L lors de la résonance</i>	9
1.7	<i>Signal FID recueilli par les bobines réceptrices</i>	10
1.8	<i>Principe d'une mesure RMN</i>	10
1.9	<i>Retour à l'équilibre du vecteur aimantation</i>	11
1.10	<i>Représentation de T1</i>	11
1.11	<i>Représentation de T2</i>	12
1.12	<i>Représentation de T2*</i>	13
1.13	<i>Récapitulatif des étapes d'une acquisition RMN</i>	14
1.14	<i>Plans axial, coronal et sagittal (de gauche à droite) sur une acquisition en T1</i>	15
1.15	<i>Gradient de codage de coupe</i>	15
1.16	<i>Gradient de codage de phase</i>	16
1.17	<i>Gradient de codage de fréquence</i>	16
1.18	<i>Aimantation</i>	17
1.19	<i>Temps d'écho et temps de répétition</i>	19
1.20	<i>IRM à différentes pondérations</i>	20
1.21	<i>Choix des paramètres TE et TR pour une pondération T1, T2, ρ</i>	21
1.22	<i>Vue d'ensemble du cerveau et délimitation des lobes</i>	23
1.23	<i>Structure d'un neurone</i>	24
1.24	<i>Le système nerveux central humain</i>	25
1.25	<i>Anatomie cérébrale</i>	26
1.26	<i>Vue d'ensemble du cerveau et délimitation des lobes</i>	26
1.27	<i>Le tronc cérébral</i>	27
1.28	<i>Coupe transversale de la moelle épinière</i>	27
1.29	<i>Vue postérieure 3D des noyaux gris centraux et du système ventriculaire</i>	28
1.30	<i>Répartition du LCS</i>	28
1.31	<i>Structures anatomiques de la substance grise</i>	29
1.32	<i>Coupe frontale de l'encéphale humain : schéma des noyaux gris centraux</i>	30
1.33	<i>Principales structures du cerveau</i>	31
1.34	<i>Les aires fonctionnelles du cerveau</i>	33
1.35	<i>Principe du repère de Talairach</i>	37
1.36	<i>Principe du repère de Talairach</i>	38
3.1	<i>Organigramme général du système proposé</i>	68
3.2	<i>Organigramme de l'isolation du cerveau</i>	76
3.3	<i>Résultats des différentes opérations pour l'isolation du cerveau</i>	80
3.4	<i>Organigramme général de la segmentation coopérative</i>	81

3.5	<i>Organigramme proposé pour la segmentation en contours</i>	82
3.6	<i>Germe et ses 08 voisins par ordre de priorité</i>	86
3.7	<i>Organigramme de la segmentation en régions proposée.</i>	87
3.8	<i>Les étapes de la croissance de région isotrope</i>	88
3.9	<i>Fusion des régions générées par la contrainte des contours</i>	88
3.10	<i>Résultat de l'algorithme de fusion intra-régions</i>	89
3.11	<i>Résultat de l'algorithme de fusion inter-régions.</i>	89
3.12	<i>Exemple de fermeture par prolongation sur les frontières</i>	90
3.13	<i>Image originale, Image contours, Image régions</i>	90
3.14	<i>Représentation des résultats de la segmentation 2D d'une image 3D avec extraction de l'AVC</i>	90
3.15	<i>(a) Image originale, (b) Image segmentée de référence</i>	91
3.16	<i>(a) Image segmentée sans prétraitements (b) Image segmentée après diffusion anisotrope</i>	92
3.17	<i>(a) Image prétraitée et segmentée par la méthode de Deriche (b) Image prétraitée et segmentée par notre approche</i>	93
4.1	<i>Exemple 1 : Image originale isolée, AVC extrait, Caractérisation</i>	98
4.2	<i>Exemple2 : Exemple de traitement du LAIM</i>	101
4.3	<i>Images originales RMN avec les 3 modalités</i>	103
4.4	<i>Résultats avec les 3 modalités</i>	105
4.5	<i>Courbes correspondantes à l'évolution des surfaces de l'AVC pour chaque période en Diffusion</i>	107
4.6	<i>Courbes correspondantes à l'évolution des surfaces de l'AVC pour chaque période en T2</i>	108
4.7	<i>Courbes correspondantes à l'évolution des surfaces de l'AVC pour chaque période en Flair</i>	109
4.8	<i>Courbes correspondantes à l'évolution des surfaces de l'AVC à J0 pour chaque modalité</i>	110
4.9	<i>Courbes correspondantes à l'évolution des surfaces de l'AVC à J5 pour chaque modalité</i>	111
4.10	<i>Courbes correspondantes à l'évolution des surfaces de l'AVC à J100 pour chaque modalité</i>	112
4.11	<i>Organigramme de la mise en correspondance anatomo-fonctionnelle</i>	114
4.12	<i>Fonctions des différentes aires de Brodmann</i>	115
4.13	<i>Recalage entre une image cible et une image référence</i>	115
4.14	<i>Résultat du Recalage sur SPM</i>	117
4.15	<i>Mise en correspondance anatomo-fonctionnelle</i>	117
4.16	<i>Superposition de la coupe 84 du cerveau recalé et de la coupe Brodmann correspondante</i>	118
4.17	<i>Représentation du cerveau et de l'AVC en 3D dans deux repères différents</i>	120
4.18	<i>Représentation du cerveau et de l'AVC en 3D dans le même repère, sans recalage (18 coupes)</i>	121
4.19	<i>Reconstruction 3D du cerveau isolé.</i>	122
4.20	<i>Représentation du cerveau et de l'AVC en 3D dans le même repère, après recalage (181 coupes)</i>	123

TABLE DES TABLEAUX

Tableau	Légende	Page
1.1	<i>Ordre de grandeur des temps de relaxation à 1.5 Tesla</i>	12
3.1	<i>Effet du filtrage anisotrope sur l'indice de Pratt F</i>	92
3.2	<i>Effet de la coopération sur l'indice de Pratt F</i>	93
4.1	<i>Tableau récapitulatif des résultats obtenus dans l'exemple 2.</i>	102
4.2	<i>Comparaison entre les surfaces des lésions extraites par notre méthode et par une expertise médicale</i>	104
4.3	<i>Comparaison entre les coordonnées des centres de gravité des AVC sur les lésions, extraites par les deux méthodes</i>	104
4.4	<i>Evolution des surfaces de l'AVC pour chaque période en diffusion</i>	107
4.5	<i>Evolution des surfaces de l'AVC pour chaque période en T2</i>	108
4.6	<i>Evolution des surfaces de l'AVC pour chaque période en Flair</i>	109
4.7	<i>Evolution des surfaces de l'AVC à J0 pour chaque modalité</i>	110
4.8	<i>Evolution des surfaces de l'AVC à J5 pour chaque modalité</i>	111
4.9	<i>Evolution des surfaces de l'AVC à J100 pour chaque modalité</i>	112
4.10	<i>Modalités recommandées pour chaque période</i>	113
4.11	<i>Classes de problèmes vs applications</i>	116
4.12	<i>Résultats de la détection des aires affectées par l'AVC</i>	118

TABLE DES ABREVIATIONS

IRM	<i>Imagerie par résonance magnétique</i>
RMN	<i>Résonance magnétique nucléaire</i>
MG	<i>Matière grise</i>
MB	<i>Matière blanche</i>
LCR	<i>Liquide Céphalo Rachidien</i>
TEP	<i>Tomographie par émission de positons</i>
TEM	<i>Tomographie par émission monophotonique</i>
FID	<i>Free induction decay</i>
EPI	<i>La technique écho- planar</i>
TR	<i>Temps de répétition</i>
TE	<i>Temps d'écho</i>
ES	<i>Echo de Spin</i>
EG	<i>Echo de gradient</i>
RF	<i>Radio Fréquence</i>
LCS	<i>Liquide céphalo-spinal</i>
EVP	<i>Effet de volume partiel</i>

INTRODUCTION

L'imagerie médicale a profondément influencé à la fois la recherche médicale et la pratique clinique [110]. Elle est devenue incontournable aussi bien pour l'établissement d'un diagnostic que pour la mise en place et le suivi d'un traitement thérapeutique. Elle fournit un volume croissant de données tridimensionnelles provenant de modalités d'acquisitions différentes. On peut citer le scanner-X, la médecine nucléaire, l'échographie, l'Imagerie par résonance magnétique. Ce volume important d'informations rend délicates et laborieuses les tâches d'analyse et d'interprétation par un expert. Le traitement d'images s'avère être un outil permettant une automatisation des tâches qui va assister l'expert aussi bien dans l'analyse qualitative que quantitative des images [7][79][127].

L'étude du cerveau humain, que ce soit sur le plan anatomique ou fonctionnel, est actuellement un domaine de recherche en plein essor. Les travaux qui ont été faits dans ce cadre ont trait aussi bien à l'analyse des structures cérébrales, que des lésions qui peuvent l'affecter dans le cas de pathologies, comme les tumeurs, les maladies dégénératives, ou les accidents vasculaires cérébraux (AVC), objet de notre travail.

Les AVC constituent une des causes majeures de mortalité et d'infirmité sévère et durable dans le monde. En dépit des efforts déployés dans ce domaine, il n'existe pas, à l'heure actuelle, de thérapeutique efficace [146]. Néanmoins, durant la dernière décennie, de nombreuses études ont permis d'accomplir des progrès considérables pour comprendre cette pathologie, grâce aux moyens d'investigation modernes, comme l'imagerie médicale [14]. En outre, ces progrès sont également liés aux méthodes d'exploitation des données recueillies, qui nécessitent la mise au point de nouveaux outils informatiques, fondés principalement sur l'analyse des images médicales et tous les processus qui s'y rapportent, en particulier la segmentation d'images qui en constitue l'étape clé [89].

Avec la qualité sans cesse croissante de l'instrumentation, des méthodes de reconstruction, et des séquences d'acquisitions, les images du cerveau sont devenues un outil maintenant classique de la pratique clinique [51]. La vision du cerveau est multiple : les structures anatomiques, les vaisseaux sanguins, et plus récemment, les zones d'activation fonctionnelle, sont aujourd'hui accessibles.

Dans le domaine de l'imagerie médicale, il existe une grande variété de modalités d'images 3D qui permettent aux médecins d'obtenir une visualisation non invasive des organes du corps humain, comme par exemple celle du cerveau. Parmi toutes les modalités d'images médicales, l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) constitue la modalité par excellence, grâce à sa grande résolution spatiale et son fort contraste pour les tissus mous. L'IRM est donc très bien adaptée pour la visualisation anatomique du corps humain, comme celle des structures profondes ou des tissus cérébraux. Un des principaux enjeux du traitement d'images est la segmentation automatique des structures cérébrales et des lésions qui peuvent éventuellement s'y trouver. A la clef, le nombre d'applications de la segmentation est lui aussi croissant :

- ❖ En premier lieu, l'étude de certaines structures sur un nombre important de sujets sains et pathologiques permet de définir l'influence des pathologies sur la morphologie et la morphométrie de ces structures. A terme, l'intérêt principal ne

sera pas de diagnostiquer ces pathologies, connues par ailleurs, mais de les dépister chez des sujets sensibles.

- ❖ Lorsque le patient présente une pathologie, la segmentation des structures internes [149][150] peut renseigner le praticien sur les dommages occasionnés. L'estimation du volume pathologique, effectué lors du suivi de l'évolution d'une pathologie au cours d'un traitement, pourrait être alors détaillée pour chaque structure touchée.
- ❖ La segmentation de l'anatomie du cerveau est également une aide à la chirurgie et à la radiothérapie. En phase de planning, l'accès à une pathologie profonde qui minimise les risques d'endommagement des structures cérébrales pourra être déterminé automatiquement. En phase opératoire, et avec l'assistance en direct des images, qui est devenue actuellement courante, la visualisation du cerveau pourra être augmentée par l'identification des structures.

L'analyse des images médicales est très complexe [6],[7],[70] car ces dernières sont représentées par de grandes quantités de données[143] et présentent parfois des effets non désirables, ou artefacts, comme le bruit, qui peuvent gêner ou même fausser l'interprétation.

PROBLEMATIQUE

L'interprétation des images IRM cérébrales de sujets pathologiques se fait actuellement de façon manuelle, aussi bien pour la reconnaissance des structures cérébrales ou des lésions, que pour leur caractérisation. Ce travail fastidieux et long dépend d'un certain nombre de paramètres à même de fausser la lecture, les mesures ou même l'interprétation. Nous pouvons en citer :

- ❖ La dépendance de l'opérateur et de sa subjectivité : en fonction de l'opérateur, de sa compétence, des conditions d'analyse, la qualité de l'interprétation peut être affectée. En outre, une interprétation peut changer d'un praticien à un autre,
- ❖ La lenteur de la procédure : l'analyse des images se fait visuellement à l'œil nu, et l'acquisition des paramètres géométriques sur les images se fait manuellement, en cliquant avec une souris sur l'image ; ceci engendre un temps d'analyse assez long sans que tous les paramètres puissent être calculés;
- ❖ L'imprécision des mesures effectuées : Comme l'opération est manuelle, les mesures prises sont sujettes à des erreurs dues à l'opérateur, à la qualité des images, aux outils utilisés;
- ❖ La non prise en compte d'images affectées par des artefacts : les images de « mauvaises qualités » (mal contrastées, biaisées, bruitées) ne sont pas interprétées et doivent être refaites, puisqu'aucune amélioration manuelle ne peut leur être appliquée, ce qui engendre, en plus d'une perte de temps, des surcoûts importants.

L'objectif de ce travail, qui se fait en collaboration avec le service de neurologie du CHU de Grenoble, est, à partir d'un jeu d'images multipondérations (T2, Diffusion, Flair), pris en fonction de l'évolution de la pathologie à différentes périodes, de sujets atteints par un AVC, de faire un système capable :

- ❖ d'améliorer la qualité des images utilisées ;
- ❖ d'extraire la lésion avec le plus de précision possible ;
- ❖ de la caractériser géométriquement pour pouvoir la localiser dans le cerveau, et en déduire des paramètres tels le volume de la lésion et son centre de gravité ;
- ❖ d'essayer de générer de façon automatique ou semi-automatique, un certain nombre d'informations objectives, dont le but est de faire une aide au diagnostic ou au geste opératoire, ou le suivi temporel de pathologies.

Il s'agit donc de concevoir un système de segmentation d'Images de Résonance Magnétique (IRM) cérébrales, qui permet de tirer parti de plusieurs approches complémentaires en réponse à la complexité du problème posé. Nous avons opté pour une segmentation coopérative 2D de type régions/contours des coupes IRM, précédée en amont d'une phase de prétraitements adéquats et adaptés aux acquisitions IRM, et suivie en aval d'une phase de post traitements permettant une caractérisation, une reconstruction de l'images en 3D et une mise en correspondance anatomo-fonctionnelle, pour reconnaître les aires fonctionnelles du cerveau endommagées par la lésion. Un grand nombre d'outils ont été utilisés pour cette tâche comme la morphologie mathématique, la diffusion anisotrope, la segmentation d'images, la coopération de techniques, ou le recalage d'images.

ORGANISATION DU DOCUMENT

Le document est organisé de la façon suivante :

1. Le premier chapitre présente le cadre applicatif qui a servi de support à nos recherches. Il rappelle quelques notions d'anatomie du cerveau humain, et les principes fondamentaux de l'imagerie par résonance magnétique.
2. Le second chapitre propose un état de l'art sur la segmentation en IRM cérébrale. Il est organisé en trois parties. On définit d'abord la segmentation d'images et le rôle clé qu'elle joue dans tout processus de vision par ordinateur. Les approches procédant par détection de contours et celles par extraction de régions y sont présentées. Enfin les approches coopératives au sens le plus large sont décrites. Dans une deuxième partie, un état de l'art des méthodes de segmentation d'IRM cérébrales est présenté. Là aussi, cette partie est scindée en deux : la segmentations d'IRM cérébrales sans pathologies, et la segmentation d'IRM cérébrales avec pathologies. Enfin, une présentation des méthodes d'évaluation d'une segmentation est effectuée, en précisant celle qui a été choisie.
3. Le troisième chapitre présente les différentes étapes du système proposé. Plusieurs modules y sont exposés. En premier, la phase de prétraitement incluant le filtrage du bruit par diffusion anisotrope et l'isolation du cerveau par morphologie mathématique pour ne garder que l'information utile. Le deuxième module concerne la phase de segmentation. Une coopération régions-contours est présentée. Le détecteur de contours et l'extracteur de régions utilisés sont décrits, ainsi que le processus de coopération dynamique. Le troisième module concerne l'évaluation et la validation de la segmentation.

4. Le quatrième chapitre présente la validation de la méthode, les applications à ce travail et les résultats obtenus. On commencera par valider notre logiciel par une expertise médicale, pour ensuite présenter les résultats de la phase de segmentation et de caractérisation des AVC dans le cerveau. On fera un suivi temporel de la pathologie en analysant quelques paramètres géométriques mesurés. On présentera les résultats de la reconstruction de l'AVC en 3D, son recalage avec une image référence contenant les aires fonctionnelles d'un cerveau, et la mise en correspondance anatomo-fonctionnelle, pour déterminer les aires lésées. On terminera par la présentation de la reconstruction en 3D du cerveau et de l'AVC, qui permettra à un praticien de localiser exactement la lésion dans le cerveau.

Ce travail a été réalisé dans le cadre de l'accord programme 03MDU588 entre l'Université Saad Dahlab de Blida et l'Université Joseph Fourier de Grenoble, en plus d'une collaboration avec le Département de Neurochirurgie de l'hôpital Michalon de Grenoble.

1.1. L'imagerie cérébrale par résonance magnétique

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) constitue une des avancées les plus significatives en médecine ; elle est issue des travaux sur les propriétés magnétiques des noyaux des atomes menés par F. Bloch et E. Purcell [19] en 1946. Aujourd'hui, elle constitue une technique privilégiée pour l'observation in vivo des structures anatomiques cérébrales et de leurs pathologies. Cette technique a été récompensée au travers du prix Nobel de Médecine 2003, attribué à P. Lauterbur et P. Mansfield, à l'origine de l'utilisation du phénomène de résonance magnétique en imagerie médicale, et du prix Nobel de Physique 2003, attribué à A. Abrikosov et V. Ginzburg, pour leurs travaux sur les supraconducteurs.

1.1.1. Rappel historique

- ❖ **1946** : Le phénomène de Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) a été observé simultanément en 1946 par deux équipes, Bloch (Stanford) et Purcell (Harvard). Leur découverte a été récompensée par le prix Nobel en 1952.
- ❖ **1950-1970** : C'est essentiellement la spectroscopie par résonance magnétique qui se développe, grâce aux travaux des physiciens, chimistes et biologistes.
- ❖ **1971** : Damadian démontre pour la première fois l'intérêt potentiel de cette technique dans le diagnostic médical, révélant que les temps de relaxation T1 et T2 des tissus normaux et cancéreux diffèrent in vitro.
- ❖ **1973** : La première image par résonance magnétique nucléaire, ou IRM, a été obtenue en 1973 par Lauterbur à la suite des travaux de Bloch et Purcell sur la résonance magnétique nucléaire (RMN).
- ❖ **1975** : Ernst propose la technique de l'encodage de phase et de fréquence pour le codage spatial du signal et son décodage spatial par la transformée de Fourier (Prix Nobel en 1991).
- ❖ **1976** : Moor et Hinsaw réalisent les premières images appliquées à l'homme.
- ❖ **1977** : Mansfield met au point la technique écho-planaire ultrarapide (30 ms/image).
- ❖ **1980** : L'IRM conventionnelle commence à se diffuser et à s'imposer en routine clinique avec une amélioration progressive de la qualité des images anatomiques macroscopiques et de la résolution des images.
- ❖ **1986** : des séquences d'imagerie, sensibles aux mouvements de diffusion des molécules d'eau, sont utilisées, fournissant des informations complémentaires aux séquences T1 et T2.
- ❖ **2001** : Dans de nombreuses pathologies, l'imagerie de diffusion [56] se montre plus sensible que l'imagerie conventionnelle pour la détection précoce des processus pathologiques, affectant le tissu cérébral.

- ❖ **2003** : L'imagerie du tenseur de diffusion montre des anomalies structurelles du tissu cérébral dans certaines pathologies psychiatriques et développementales.

1.1.2. Dispositif d'acquisition

L'Imagerie par Résonance Magnétique est une technique de diagnostic médical puissante qui fournit des images tridimensionnelles (volumes) et bidirectionnelles (en coupes), de grande précision anatomique. L'IRM est une technique radiologique récente, non invasive et sans effets secondaires connus, basée sur le phénomène physique de la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN). Le principe consiste à mesurer l'aimantation nucléaire des tissus biologiques, et à reconstruire une image à partir de ces aimantations.

En pratique, le noyau d'hydrogène (proton) est surtout étudié en raison de sa grande abondance dans le corps humain, composé à 70% d'eau (H_2O), et à sa grande spécificité ; l'atome d'hydrogène est composé d'un seul proton et d'un seul électron.

Les imageurs IRM (figure 1.1) sont caractérisés essentiellement par la valeur du champ électromagnétique qu'ils produisent. A l'échelle clinique, ceux à 1,5 et à 3T sont les plus utilisés. A l'échelle recherche, il en existe à 7T, à 9T et même à 11T.



FIG. 1.1 - *Imageur IRM*

1.1.3. Principe physique de la RMN

La technique de l'IRM exploite les propriétés magnétiques des éléments constitutifs de la matière, et se fonde sur les phénomènes physiques de résonance et de relaxation [17][107]. L'existence du moment magnétique des noyaux a été montrée simultanément par Bloch et Purcell.

Le corps humain étant constitué en moyenne de 70% d'eau, on s'intéresse en pratique à la molécule d'eau, et en particulier au noyau d'hydrogène (proton).

Le noyau d'hydrogène se comporte comme une charge en rotation autour de son axe: c'est le mouvement de spin (figure 1.2). Les protons peuvent alors être assimilés à des dipôles magnétiques.

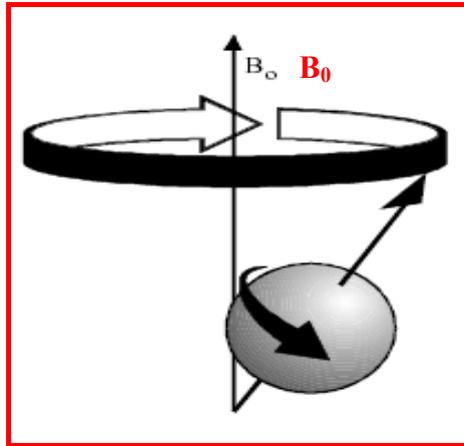


FIG. 1.2 - Le mouvement de spin

En l'absence de tout champ magnétique, ceux-ci vont s'orienter dans l'espace, de façon aléatoire (figure 1.3). Ce mouvement confère au noyau un moment cinétique qui dépend de sa masse, et un moment magnétique qui dépend de sa charge.

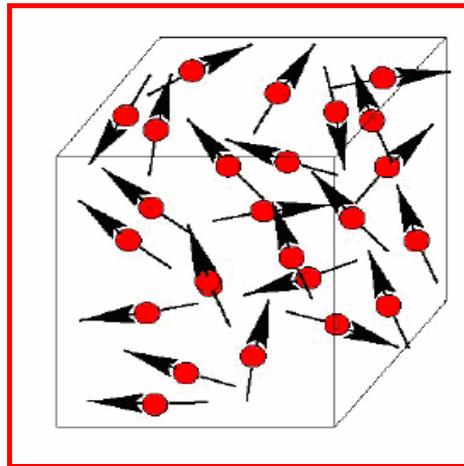


FIG. 1.3 - Les spins libres de moment magnétique résultant nul

1.1.4. La précession [10]

Placé dans un champ magnétique statique B_0 , le moment magnétique d'un proton va tourner très rapidement autour de l'axe Oz , en décrivant un cône de révolution (figure 1.4). La fréquence avec laquelle se produit cette rotation, dite mouvement de précession, est donnée par la relation de Larmor :

$$f_0 = \gamma \frac{B_0}{2\pi} \quad 1.1$$

où γ est le rapport gyromagnétique du proton.

Ainsi, sous l'influence de B_0 , les protons produisent un moment magnétique macroscopique (ou aimantation) d'équilibre M_0 orienté dans la direction de B_0 . Le noyau d'hydrogène placé dans un champ de 1 Tesla a une fréquence de précession $f_0 = 42,57$ MHz.

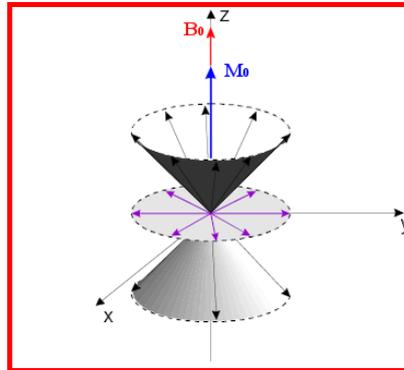


FIG.1.4 - Mouvement de précession d'un ensemble de moments magnétiques

L'ensemble des protons s'orientant dans le sens de B_0 forme alors une sous-population de spins $+1/2$: c'est la position de basse énergie (parallèle). L'ensemble s'orientant dans le sens inverse forme la sous-population de spins $-1/2$: c'est la position de haute énergie (antiparallèle). Un nombre supérieur, fonction de la température (environ 3 spins pour 1 million), de protons d'hydrogène adopte la position de basse énergie, il existe alors une aimantation résultante M_0 proportionnelle au nombre de protons présents. M_0 ne possède qu'une composante longitudinale, dans le sens de B_0 (figure 1.5). En appliquant la statistique de Boltzmann, on montre que M_0 n'est plus nul.

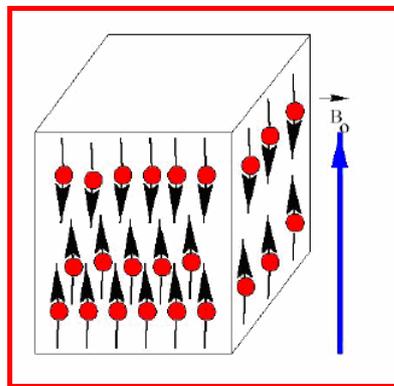


FIG.1.5 – Alignement des spins soumis au champ B_0

1.1.5. La résonance magnétique [107][123]

La résonance est un transfert d'énergie entre deux systèmes, oscillants à la même fréquence. Pour faire basculer un proton d'un état d'énergie E_1 à un état E_2 , il faut lui apporter une quantité d'énergie ΔE , reliée à la fréquence de résonance f_0 par la relation :

$$\Delta E = h\nu_0 = \frac{h\gamma B_0}{2\pi} \quad 1.2$$

où h est la constante de Planck.

Lors d'une expérience RMN, l'échantillon (un tissu) est soumis à une onde radiofréquence (RF) créée par un champ magnétique \mathbf{B}_1 , non colinéaire à \mathbf{B}_0 , et tournant à la fréquence f_0 . Les protons, qui étaient alignés selon \mathbf{B}_0 , reçoivent alors un apport d'énergie sous la forme d'une onde de pulsation égale à leur fréquence propre. Ils résonnent alors, et le vecteur aimantation macroscopique est basculé de sa position d'équilibre \mathbf{M}_0 vers une position \mathbf{M} , tant que \mathbf{B}_1 dure.

Au niveau microscopique, l'impulsion RF permet la mise en phase des protons et l'apparition d'une composante transversale M_T dans le plan xoy. La quantité d'aimantation basculée dépend de l'intensité et de la durée de l'onde RF. L'application du champ magnétique, tournant pendant un temps judicieux, permet de basculer l'aimantation longitudinale à 90° (Figure 1.6).

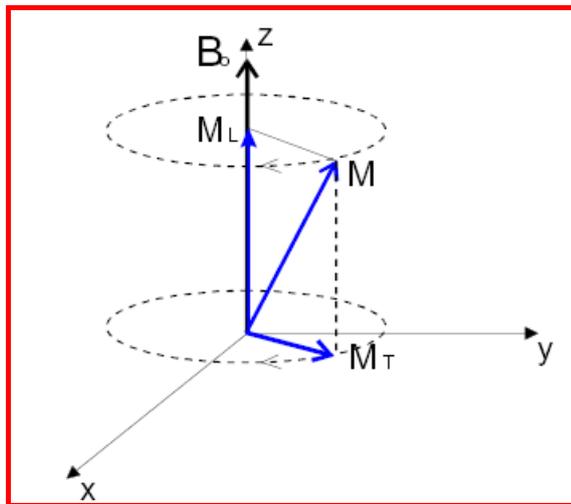


FIG.1.6 – Décomposition du moment magnétique M en un moment transversal M_T et longitudinal M_L lors de la résonance

En IRM, les ondes utilisées sont des ondes radiophoniques de 1 à 100 Mégahertz, et sont générées par des antennes émettrices. Pour faire résonner les protons d'hydrogène soumis à un champ de 1.5 Tesla, la fréquence de l'onde radio fréquence (RF) est de 63.8 MHz. Cette onde RF apporte de l'énergie aux protons de basse énergie qui passent alors dans un état instable de haute énergie. Cela se traduit par une diminution de la composante M_0 et une mise en phase de la précession des spins.

1.1.6. Les relaxations [10]

A l'arrêt de l'onde RF, l'aimantation transversale diminue et l'aimantation longitudinale repousse pour retourner à l'état d'équilibre, par des mécanismes de relaxation. C'est par l'intermédiaire de ces mécanismes que le phénomène de résonance devient observable. La rotation de l'aimantation dans le plan transverse induit une onde de radiofréquence (Free induction decay ou FID) (figure 1.7). C'est ce signal de radiofréquence qui est recueilli par une bobine ou antenne de réception, placée dans le plan xoy, qui le transforme en signal électrique mesurable, et qui est la base du signal mesuré en IRM (Figure 1.8).

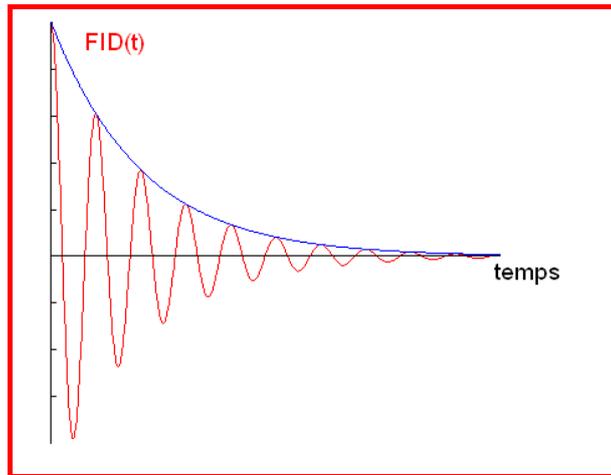


FIG.1.7 – Signal FID recueilli par les bobines réceptrices

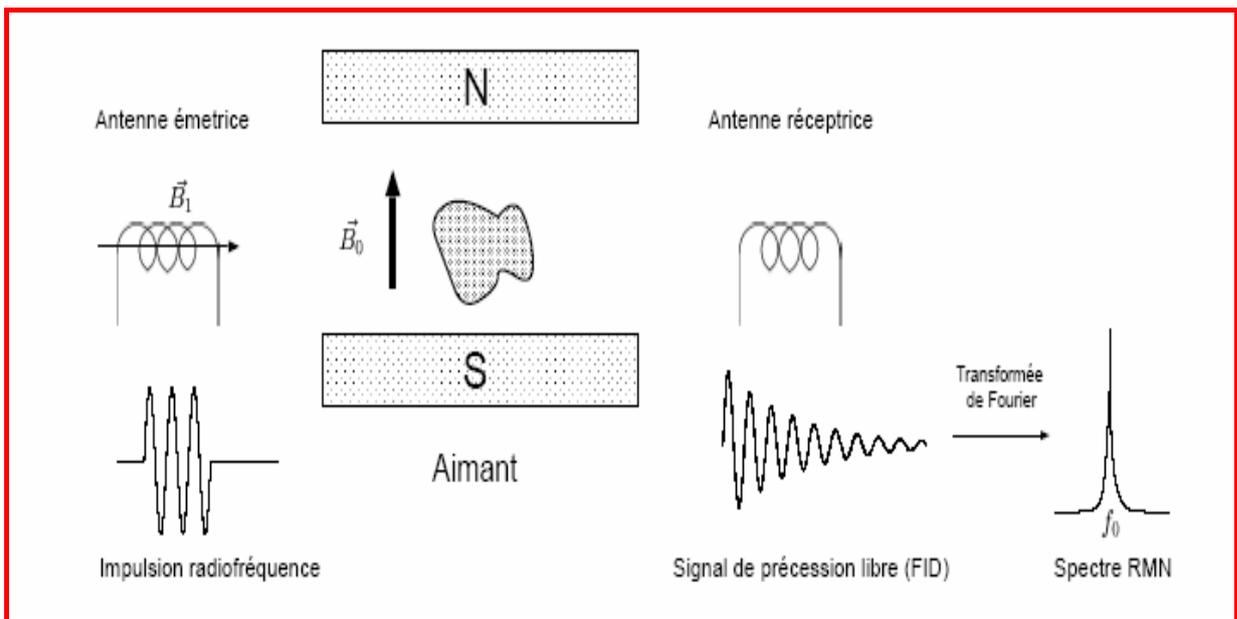


FIG.1.8 – Principe d'une mesure RMN

L'échantillon est placé dans le champ magnétique B_0 . Une impulsion radiofréquence B_1 à la fréquence de résonance du noyau étudié vient exciter l'échantillon. Une antenne réceptrice permet ensuite d'acquérir le signal RMN, appelé signal de précession libre ou FID (Free Induction Decay), dont la transformée de Fourier est une raie centrée autour de la fréquence résonance du noyau étudié.

La mesure de l'aimantation ne peut être réalisée que dans le plan xoy et c'est pourquoi on ne mesure que l'aimantation transverse en RMN.

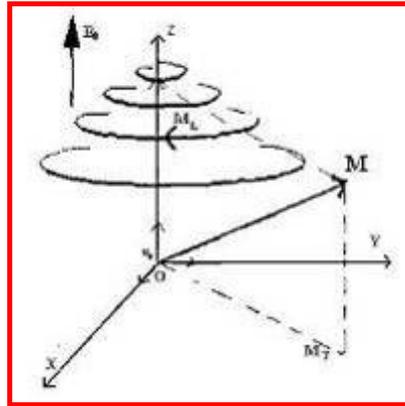


FIG.1.9 – Retour à l'équilibre du vecteur aimantation

Ces retours à l'équilibre (figure 1.9) suivent des cinétiques exponentielles indépendantes, qui dérivent des équations de Bloch :

$$M_L(t) = M_0 - (M_0 - M_L(0))e^{-t/T_1} \tag{1.3}$$

$$M_T(t) = M_T(0)e^{-t/T_2} \tag{1.4}$$

où T_1 et T_2 sont respectivement les temps de relaxation longitudinale et transversale, dépendant des propriétés physico-chimiques des tissus.

1.1.6.1. La relaxation longitudinale ou relaxation T1 [8]

Le passage d'une aimantation macroscopique nulle à l'aimantation longitudinale M_z , en présence du champ magnétique, suit une croissance exponentielle en fonction du temps, appelée temps de relaxation longitudinale, ou relaxation « spin- réseau » (figure 1.10). Cette relaxation est caractérisée par un temps T_1 , correspondant à une repousse de 63% de l'aimantation longitudinale, qui est constant et caractéristique du tissu étudié (autour de 500 à 1000 ms) (Tableau 1.1).

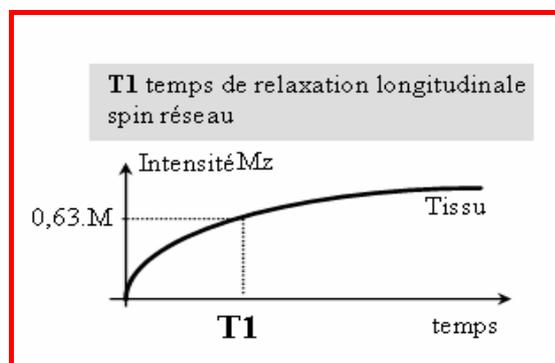


FIG.1.10 – Représentation de T1

Nous avons vu que la composante de l'aimantation longitudinale n'est pas mesurable directement, mais elle conditionne la quantité de signal qui sera basculée dans le

plan transversal après l'impulsion de 90° . La relaxation longitudinale correspond à une absorption d'énergie par les protons du tissu étudié (augmentation des spins à haute énergie). Le T1 est plus long dans les liquides que dans les solides, il est plus court dans les tissus gras.

1.1.6.2. La relaxation transversale ou relaxation T2 [8]

Le processus de relaxation transversale correspond à une perte de cohérence de phase des moments magnétiques, dont l'origine n'est pas univoque. La relaxation transversale est aussi appelée relaxation «spin-spin», car ce phénomène est la conséquence d'une interaction des protons entre eux (figure 1.11). Dans un champ magnétique idéal, parfaitement homogène, la disparition de l'aimantation transversale suit une exponentielle décroissante, dont la constante de temps T2 est caractéristique d'un tissu donné.

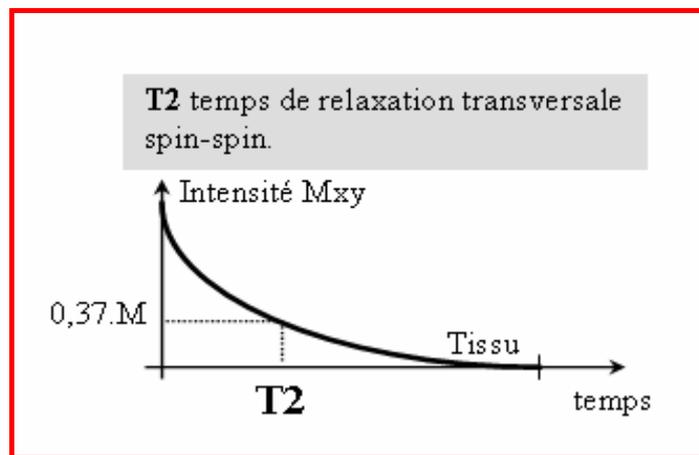


FIG.1.11 – Représentation de T2

La valeur T2, correspondant à une décroissance du signal de 63% (T2 est le temps mis par l'aimantation transversale pour perdre 63% de son aimantation d'origine), dépend de façon complexe des propriétés physico-chimique du corps étudié (ordre de grandeur 50 à 100ms).

En situation réelle, le signal enregistré présente une décroissance, qui est plus rapide que la décroissance théorique, caractérisée par la constante de temps T2*. Le T2 est plus long dans les liquides que dans les solides ou dans les tissus à larges molécules (Tableau 1.1).

Matière	T1	T2
Liquide céphalo-rachidien	2500 ms	2000 ms
Matière grise	900 ms	90 ms
Matière blanche	750 ms	80 ms
Graisse	300 ms	40 ms

Tab. 1.1 – Ordre de grandeur des temps de relaxation à 1.5 Tesla

1.1.6.3. La relaxation T2*

Les inhomogénéités du champ magnétique B_0 , d'origine instrumentale (imperfection de l'aimant), et celles liées aux effets de susceptibilité du corps étudié, s'ajoutent aux inhomogénéités du champ magnétique d'origine moléculaire.

Ces défauts d'homogénéité entraînent un déphasage plus rapide des spins. On utilise le symbole $T2^*$ pour représenter la conjonction des deux effets à l'origine du déphasage des spins. A l'interaction spin-spin, s'ajoutent les inhomogénéités du champ principal, qui accélèrent la décroissance de l'aimantation transversale (figure 1.12). Les séquences d'écho de spin permettent d'annuler les déphasages secondaires aux inhomogénéités du champ magnétique, et d'accéder au «Vrai T2».

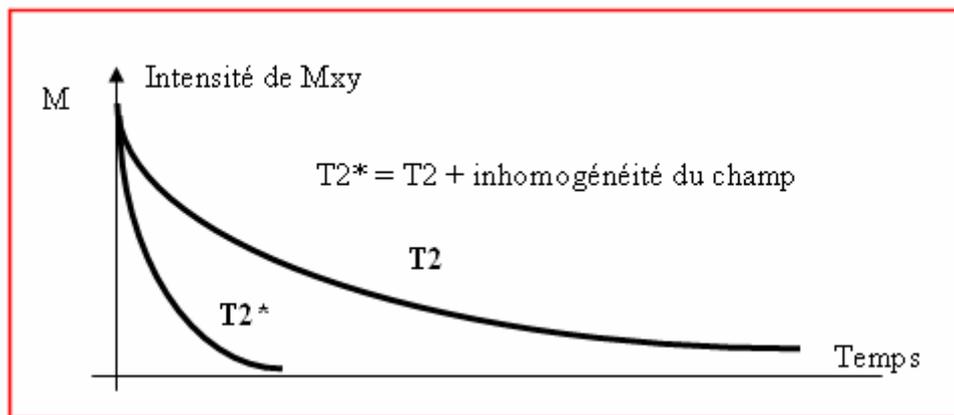


FIG.1.12 – Représentation de $T2^*$

Récapitulatif des étapes d'une acquisition RMN :

Nous présentons un récapitulatif des étapes, constituant une opération d'acquisition IRM :

- ❖ Placés dans un champ magnétique, les spins constituant un tissu s'orientent parallèlement au champ magnétique, et de façon préférentielle dans le sens du champ magnétique (sens parallèle ou de basse énergie). Il en résulte une aimantation macroscopique M_z du tissu (Figure 1.13.A).
- ❖ Pour mesurer cette aimantation longitudinale, M_z est basculée à 90° dans le plan xoy , par un champ magnétique tournant (onde radio-fréquence RF), à la vitesse angulaire ω_0 , en résonance avec les spins (Figure 1.13.B).
- ❖ A l'arrêt de l'onde RF, les spins retournent à leur état d'équilibre par des mécanismes de relaxation, à l'origine du signal de RMN, recueilli par l'antenne de réception (Free induction decay) (Figure 1.13.C).
- ❖ A l'équilibre, M_z retrouve sa position initiale dans l'axe (Oz) (Figure 1.13.D).

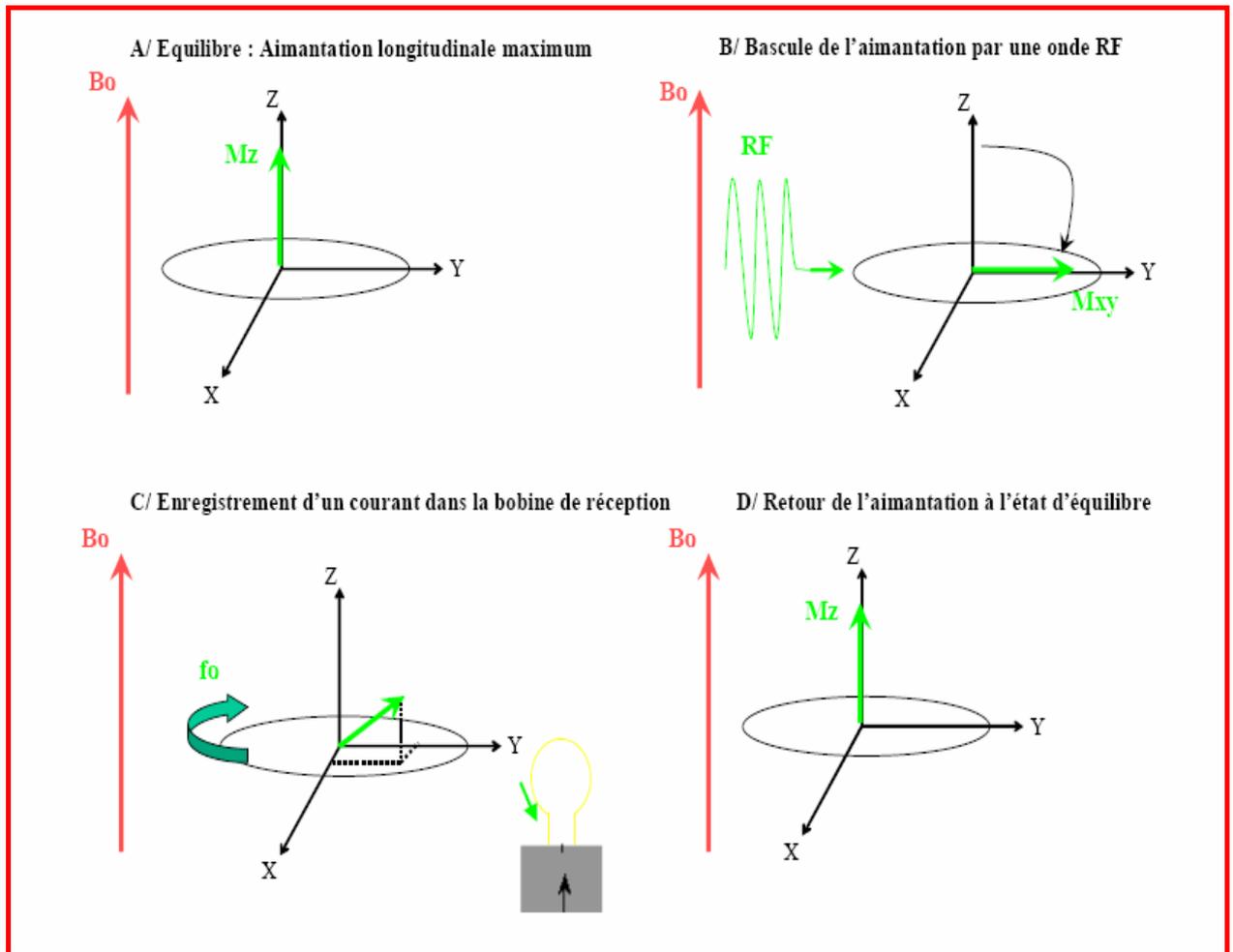


FIG 1.13 – Récapitulatif des étapes d'une acquisition RMN

1.1.7. Localisation dans les plans de coupe et codage

L'image numérique IRM représente ainsi la répartition spatiale d'une grandeur physique ; chaque élément d'une coupe correspond à la représentation de l'aimantation nucléaire d'un volume de l'espace exploré. Ces éléments sont habituellement appelés pixels, quand on considère individuellement une coupe, et voxels quand on considère le volume constitué de l'empilement des coupes.

La problématique liée au codage de l'image est alors de savoir différencier les signaux issus des différentes zones examinées. Ce codage est réalisé grâce au couplage de trois gradients différents :

- ❖ le gradient de coupe sélective, qui sélectionne le plan de coupe ; celui-ci pouvant être quelconque dans l'espace;
- ❖ le gradient de codage de phase, qui sélectionne les lignes dans le plan de coupe sélectionné;
- ❖ le gradient de fréquence, qui sélectionne les colonnes dans le plan de coupe sélectionné.

L'orientation des coupes, qui dépend en particulier du gradient de coupe sélective, varie en fonction de la pathologie recherchée. On retrouve cependant trois orientations principales : axiale, coronale et sagittale (figure 1.14).

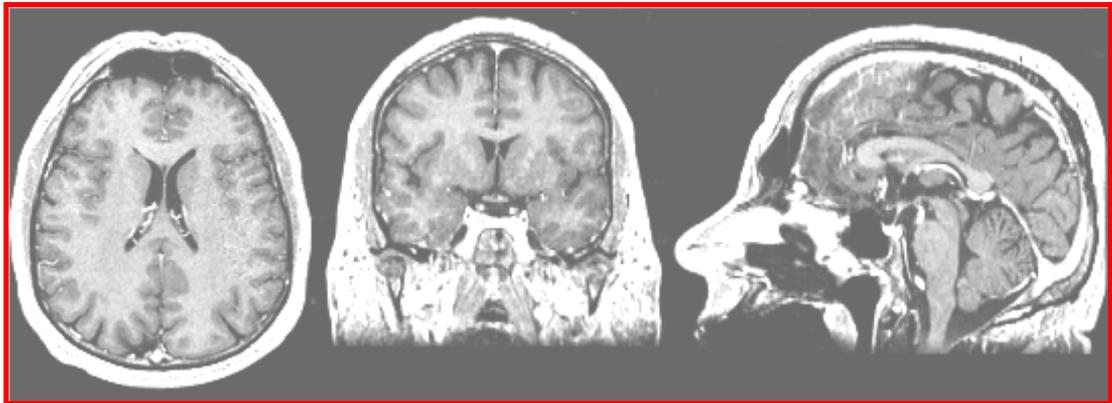


FIG.1.14 – Plans axial, coronal et sagittal (de gauche à droite) sur une acquisition en T1

1.1.7.1. Le gradient de sélection de coupe

La première étape du codage spatial consiste à sélectionner le plan de coupe. Pour cela, un gradient de sélection de coupe G_{SC} est appliqué perpendiculairement au plan d'intérêt. Simultanément, on applique une impulsion RF (Figure 1.15.a), dont la fréquence est égale à celle des protons du plan d'intérêt. Il en résulte une bascule sélective des protons de ce plan (Figure 1.15.b).

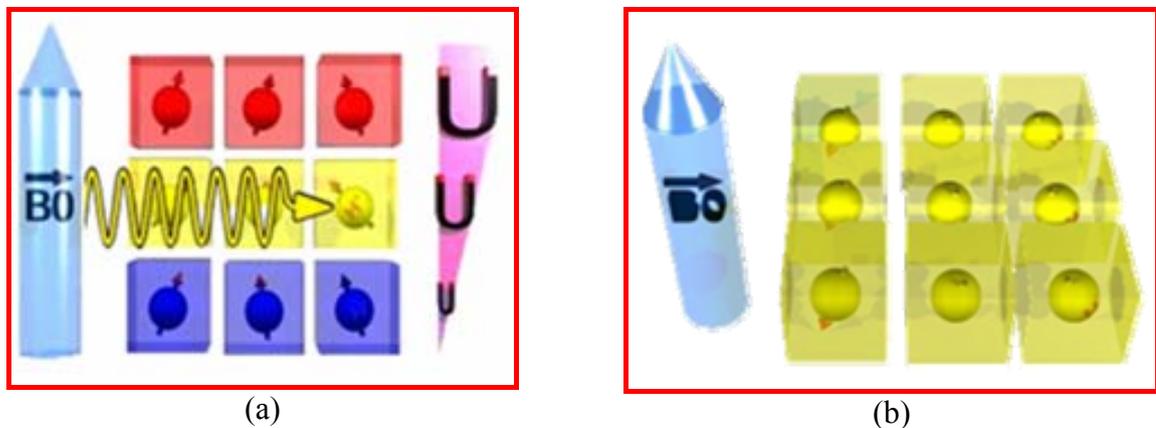


FIG.1.15 –Gradient de codage de coupe.
(a) onde RF sur une coupe, (b) la coupe sélectionnée.

N. B : L'épaisseur de la coupe est déterminée par l'intensité du gradient G_{SC} et la durée de l'impulsion radio fréquence.

1.1.7.2. Le gradient de codage de phase

Dans un second temps, survient le gradient de codage de phase G_{SP} . Il est appliqué transitoirement selon l'axe Y . Une fois interrompu, tous les protons précèdent de nouveau à des vitesses identiques, mais avec des phases décalées (FIG.1.16 –b). Les protons situés sur une même ligne, perpendiculaire à l'axe Y , auront tous la même phase.



(a) Les protons ont la même phase, (b) les protons d'une même ligne ont des phases identiques.

FIG.1.16 – Gradient de codage de phase.

1.1.7.3. Le gradient de codage de fréquence

La dernière étape du codage spatial consiste à appliquer un gradient de codage par la fréquence G_{CF} selon l'axe OX . Il modifie les fréquences de précession selon cet axe, pendant toute la durée de son application. Cela crée donc des colonnes de protons, qui ont comme point commun une vitesse de précession identique (Figure 1.17).

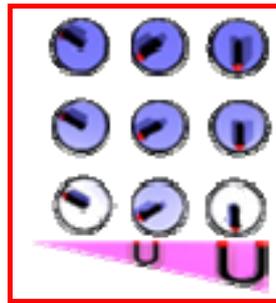


FIG.1.17 – Gradient de codage de fréquence.

Les différents éléments que nous avons déjà étudiés nous permettent maintenant *d'interroger* les protons sur les *caractéristiques* de leur environnement tissulaire. En utilisant une double transformation de *Fourier inverse*, on obtient la position de chaque proton dans le volume correspondant.

1.1.8. Les séquences d'excitation IRM

Une séquence d'excitation est une combinaison d'impulsions radiofréquences de 90° et 180° , associées à l'application de gradients de champ magnétique. Elle permet de générer une succession de signaux radiofréquences, assurant le remplissage du plan de Fourier. Elle se caractérise par le paramétrage du temps TE (temps d'écho), où la lecture du signal se fait, et le temps TR (temps de repousse) entre deux acquisitions. Il existe deux familles de séquences, l'écho de spin et l'écho de gradient. Suivant les valeurs affectées aux paramètres d'acquisition (tels que TE, TR,...) l'image sera pondérée en T1, T2 ou ρ .

Seule l'aimantation transversale est directement mesurable, car elle est en rotation dans le plan de mesure xoy , l'aimantation longitudinale est dans la direction du champ principal B_0 . Pour effectuer sa mesure, on applique une impulsion radio fréquence de 90° , qui la bascule dans le plan de mesure xoy . La mesure doit alors se faire dès que possible, avant que l'effet T2 ne se manifeste.

1.1.8.1. La séquence classique d'Echo de Spin (ES)

C'est la succession d'une impulsion de 90° et d'une impulsion de 180° . L'impulsion de 90° bascule l'aimantation \mathbf{M} dans le plan transversal (xy). Il existe une dispersion des composantes élémentaires de l'aimantation transversale, due à des vitesses de rotation différentes de chacune d'elles. Seule la composante transversale de l'aimantation macroscopique M_{xy} est recueillie.

Ce signal initial *free induction decay* (FID) décroît, en rapport avec la dispersion des aimantations élémentaires, avec une constante de temps $T2^*$, définie par les caractéristiques de relaxation des noyaux ($T2$), et dépendante du degré d'inhomogénéité du champ magnétique.

L'application d'une impulsion de 180° permet de rephaser les aimantations élémentaires, évoluant à différentes vitesses dans chaque voxel, et ainsi d'obtenir un signal d'écho après un temps TE.

Après un temps TR, la séquence est renouvelée afin d'obtenir le nombre de lignes, nécessaire pour former l'image.

Le temps d'acquisition est dépendant de la durée de TR, du nombre de lignes à acquérir (Nlignes), déterminé par la matrice de l'image, et du nombre de répétitions (nex):

$$t_{acq} = TR \cdot N_{lignes} \cdot nex$$

Le TR est un paramètre déterminant pour la durée d'acquisition. En ES, il est long, à cause de l'application des 2 impulsions successives pour obtenir l'écho.

1.1.8.2. La séquence d'Echo de Gradient (EG) [8]

Cette séquence permet de réduire le temps d'acquisition de façon notable. Elle est basée sur l'application d'une seule impulsion d'excitation. De plus, l'angle de bascule de l'aimantation, qui est un paramètre ajustable, est plus faible. Il s'agit d'un compromis, permettant de conserver une aimantation transversale satisfaisante, sans variation importante de l'aimantation longitudinale.

L'intensité du signal dépend du module du vecteur aimantation \mathbf{M} (figure 1.18). Si la repousse de M_z est insuffisante entre chaque excitation, le module diminue et le signal s'affaiblit.

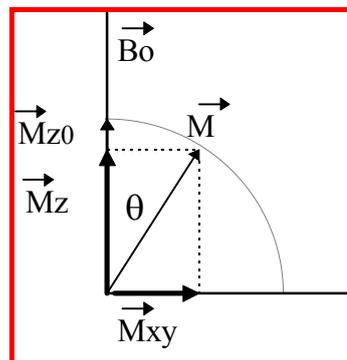


FIG.1.18 – Aimantation

La réduction de l'angle de bascule ne réduit sensiblement que la composante transversale M_{xy} de l'aimantation. M_z correspond à la valeur de l'aimantation longitudinale au moment de l'impulsion suivante (repousse incomplète).

L'enchaînement des séquences avec un TR court, conduit à un état d'équilibre du vecteur aimantation, permettant de maintenir l'aimantation longitudinale suffisamment proche de sa valeur initiale.

L'obtention d'un signal d'écho nécessite le rephasage des spins ayant subi l'impulsion d'excitation. Celui-ci était obtenu, en ES, par l'impulsion de 180° . En EG, le rephasage repose sur l'application de deux gradients de champ, de mêmes valeurs absolues et de signes opposés.

Avec cette technique, l'intensité d'un pixel dépend des caractéristiques de relaxation des noyaux, mais aussi des inhomogénéités du champ, qui ne sont pas compensées, en l'absence de l'impulsion de 180° . Cette technique est rapide, mais ici le contraste dépend du TR, du TE, de l'angle de bascule, de la densité de protons ρ et des inhomogénéités du champ magnétique.

1.1.8.3. Les paramètres des séquences [10][8]

Les paramètres de séquence sont les paramètres que le manipulateur fixe sur la console pour définir la séquence IRM. Ils permettent de contrôler l'influence des différents paramètres tissulaires T_1 , T_2 et densité de proton dans le signal («pondération»), et de moduler ainsi le contraste dans l'image.

❖ Temps d'écho

Le signal de précession libre ne peut être enregistré directement après l'excitation (déphasage parasite induit par les gradients). C'est pourquoi il est acquis sous la forme d'un écho de spin ou de gradient. Par définition, le délai entre le milieu de l'impulsion d'excitation et le sommet de l'écho est appelé temps d'écho, et noté TE. Dans la méthode d'écho de spin, les hétérogénéités de B_0 et les différences d'aimantation des tissus sont compensées, alors qu'elles ne le sont pas en écho de gradient. La courbe de décroissance est donc différente pour ces deux techniques. Le temps de relaxation correspondant est donc lui aussi différent. Noté T_2 en écho de spin, il est noté T_2^* en écho de gradient (temps de relaxation transversale effectif), et fait intervenir des éléments extra tissulaires, comme la non-uniformité de B_0 . D'une manière générale, le TE gouverne la pondération en T_2 dans le contraste de l'image (figure 1.19).

❖ Temps de répétition

L'image est constituée à partir de la répétition de la même séquence, avec un gradient de phase G_p d'amplitude différente. Le temps qui sépare deux répétitions est appelé temps de répétition, et est noté TR. Le TR, comme le TE, est un facteur de contraste. S'il est suffisamment long, toute l'aimantation repousse et le signal ne dépend pas de la vitesse d'aimantation (donc de T_1), mais essentiellement de la densité protonique. S'il est court, le système atteint après quelques répétitions un régime stationnaire, et l'aimantation tend vers une valeur d'équilibre, dépendant de la vitesse d'aimantation des tissus, et donc de leur T_1 . L'image révèle ainsi les différences de T_1 entre les tissus (figure 1.19).

❖ Angle de bascule

Si B_I est orthogonal à B_0 , ce qui est généralement le cas, le phénomène de résonance magnétique bascule l'aimantation M selon un axe perpendiculaire au champ principal B_0 . Si M est basculé à 90° (excitation par une impulsion $\pi/2$), toute l'aimantation est dans le plan transversal, et M_L est nulle. En cas de bascule d'un angle inférieur à 90° , seule une partie de l'aimantation est convertie en signal (M_T) et il persiste une aimantation M_L pouvant être utilisée pour une autre excitation. L'angle de bascule correspond donc à une énergie délivrée par le champ B_I . Le signal S sera d'autant plus faible que cet angle sera petit. En régime stationnaire, l'angle de bascule α intervient dans le contraste de l'image et gouverne la réserve en aimantation. Pour des angles petits ($\alpha < 20^\circ$), la densité protonique est prépondérante. Plus α est grand, plus le T_1 gouverne le contraste.

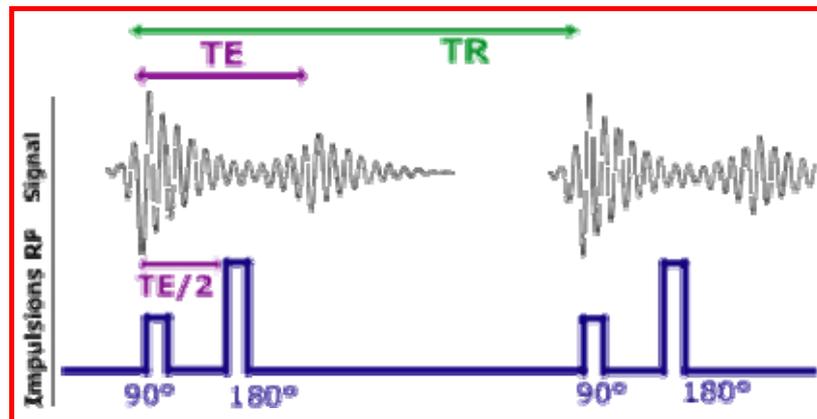


FIG.1.19 – Temps d'écho et temps de répétition.

1.1.8.4. Pondération en T1

Pour des TR de l'ordre de 600 ms, le contraste entre les tissus dépend essentiellement de leur vitesse d'aimantation, donc de T_1 . Pour des TE d'environ 20 ms, les différences de décroissance du signal entre les tissus n'ont pas le temps de s'exprimer, rendant le contraste indépendant de T_2 . Ainsi, on obtient une image pondérée en T_1 , où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en liquide céphalo-rachidien, matière grise puis matière blanche. Pour obtenir une image pondérée en T_1 en ES, on excite le système par une impulsion d'angle 90° . L'aimantation longitudinale dans le plan de mesure repousse jusqu'au temps TR. Un TR court permet de laisser repousser suffisamment le signal sans le saturer et permet d'observer, suivant les tissus, des différences d'amplitude. Ces différences d'amplitude sont à l'origine du contraste de l'image. On oriente alors l'aimantation longitudinale dans le plan de mesure par une impulsion à 90° , et un TE le plus court possible permet de mesurer l'aimantation longitudinale, avant que l'effet T_2 n'agisse sur le signal (figure 1.21).

1.1.8.5. Pondération en T2

Pour des TR de l'ordre de 2 s et des TE d'environ 90 ms, la décroissance du signal domine la différence de densité protonique entre tissus. Le signal est alors suffisant pour réaliser une image dite pondérée en T_2 , où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants, en matière blanche, matière grise puis liquide céphalo-rachidien. Pour obtenir une image pondérée en T_2 en ES, on excite le système par une impulsion d'angle 90° .

L'aimantation longitudinale dans le plan de mesure repousse jusqu'au temps TR. Un TR long permet une repousse complète du signal, indépendamment du tissu. On oriente alors l'aimantation longitudinale dans le plan de mesure par une impulsion à 90° , et on attend un temps TE long avant de lire le signal, pour qu'agisse l'effet T2 (figure 1.21).

1.1.8.6. Pondération en densité de protons

Pour un TR de l'ordre de 2 s et un TE court d'environ 20 ms, la différence de densité protonique entre la matière grise et la matière blanche s'exprime. On obtient une séquence qui reflète la localisation et la concentration des noyaux d'hydrogène des différentes structures. Les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants, en matière blanche, matière grise puis liquide céphalorachidien. Pour obtenir une image pondérée en ρ en ES, on excite le système par une impulsion d'angle 90° . L'aimantation longitudinale dans le plan de mesure repousse jusqu'au temps TR. Un TR long permet une repousse complète du signal indépendamment du tissu. On oriente alors l'aimantation longitudinale dans le plan de mesure par une impulsion à 90° , et un TE le plus court possible permet de mesurer l'aimantation longitudinale, avant que l'effet T2 n'agisse sur le signal. Dans ce cas de figure, l'intensité du signal recueillie est proportionnelle à la densité de proton à l'intérieur du voxel (figure 1.21).

1.1.8.7. Pondération en Flash3D

La séquence FLASH3D (Fast Low Angle Shot) est une séquence pondérée en T_1 définie par $TE/TR=10ms/50ms$ et $\alpha=35^\circ$. Cet angle a été choisi pour maximiser le contraste substance grise/substance blanche. Ces images (Figure 1.20.d) sont acquises en un temps relativement court (6min52s), mais présentent un important effet de repliement dans la direction perpendiculaire aux coupes, lorsque le volume à observer est plus grand que le champ d'imagerie.

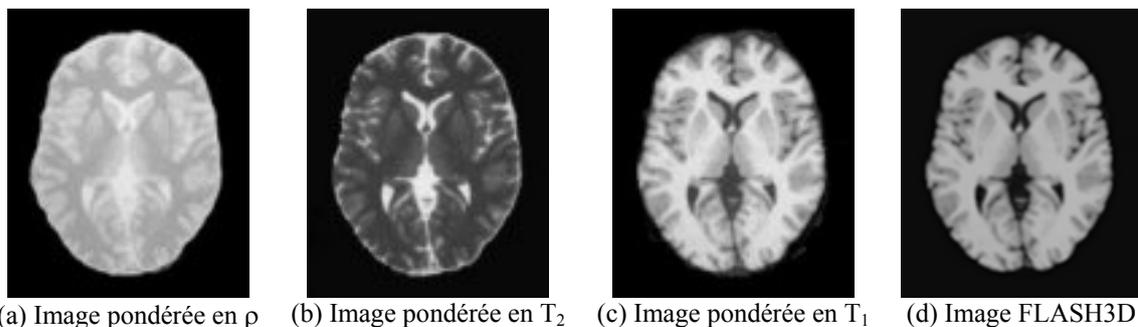


FIG.1.20 – IRM à différentes pondérations

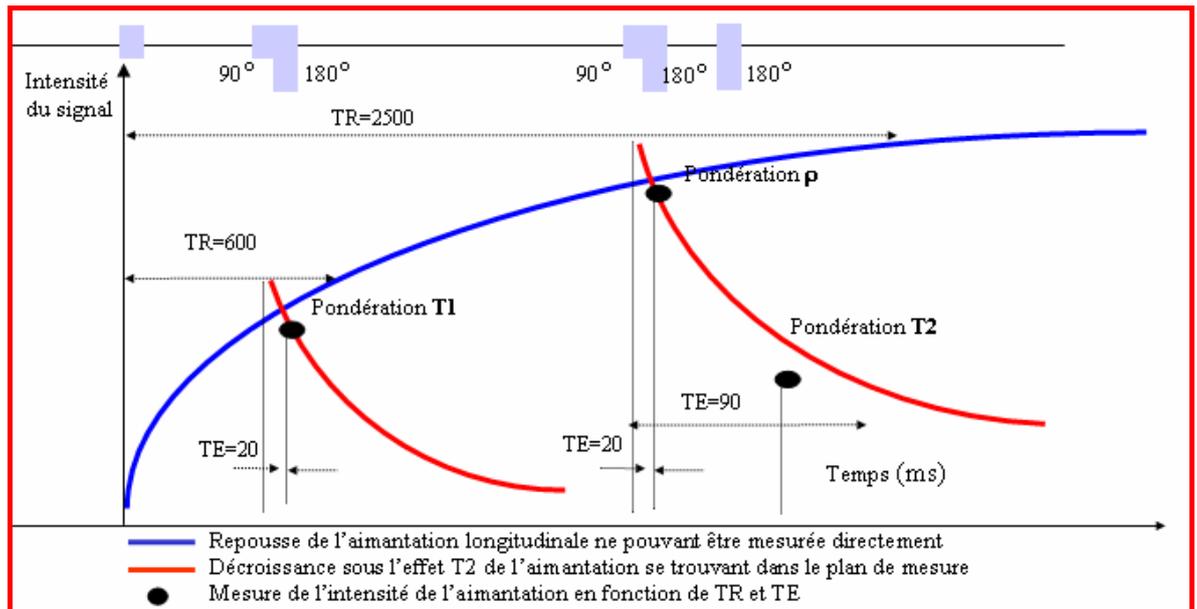


FIG.1.21 – Choix des paramètres TE et TR pour une pondération T1, T2, ρ

- Un TR et un TE courts permettent de mesurer la repousse longitudinale en pondération T1, avant que la pondération T2 n'intervienne.
- Un TR long qui assure une repousse complète de l'aimantation avant la bascule, associé à un TE long qui permet au signal de subir l'interaction spin-spin, correspond à une pondération T2.
- Dans le cas d'un TR long et d'un TE court, le signal est pondéré en densité de proton.

1.1.9. Les artefacts des images IRM [20][8][88]

Les images IRM permettent une observation de qualité de l'anatomie cérébrale. En particulier, la résolution des images obtenues par cette technique est bien supérieure aux résolutions des images tomographiques (scanner, TEP, SPECT, etc.). De plus, l'IRM, particulièrement sensible à de faibles modifications anatomiques, permet un suivi des tumeurs et de leur évolution.

Cependant, comme toute image issue d'un système d'acquisition, les images IRM sont imparfaites. Outre les trois principaux paramètres, les temps de relaxation T1 et T2, et la densité protonique ρ , qui entrent en jeu dans la formation d'une image de résonance magnétique, un certain nombre d'autres facteurs viennent affecter la qualité des images. On distingue essentiellement quatre effets : le bruit, le mouvement, les variations de champ et les effets de volume partiel.

1.1.9.1. Bruit

Le bruit a des origines multiples, liées en partie au bruit de l'appareillage. Dans les images de résonance magnétique, l'objectif est d'augmenter le contraste entre les tissus, tout en conservant une bonne résolution et un rapport signal/bruit élevé.

Ces caractéristiques sont cependant contradictoires, et il est nécessaire de trouver un bon compromis entre résolution et bruit. Ainsi, on peut doubler la taille des voxels, pour multiplier le rapport signal/bruit d'un facteur p , mais la résolution est divisée par deux. Le choix d'acquisition est donc un facteur déterminant.

1.1.9.2. Mouvement

Le mouvement peut provenir de plusieurs sources. Il peut être lié au métabolisme, comme la circulation sanguine, ou à la respiration. Il peut également être lié au mouvement du patient pendant l'acquisition. Dans tous les cas, le mouvement diminue la qualité de l'image et pose des problèmes d'interprétation.

1.1.9.3. Variations du champ magnétique

Les variations de champ ont pour conséquence une variation des intensités d'un même tissu, dans une direction quelconque de l'image. Ce phénomène est dû au fait que le champ magnétique n'est pas parfaitement homogène, spatialement et temporellement, pendant une acquisition. Il existe de plus des non-linéarités de gradient de champ magnétique.

1.1.9.4. Effets de volume partiel

Les effets de volume partiel sont directement liés au processus de numérisation du signal. Ainsi, si un voxel intersecte plusieurs objets, son niveau de gris sera une combinaison des niveaux de gris, issus de chacun des objets traversés. La prise en compte des effets de volume partiel est nécessaire dans le cadre d'approches de segmentation dont l'objectif est d'effectuer des mesures sur les différents tissus.

1.1.9.5. Le déplacement chimique

Dans les milieux biologiques, les électrons ne sont pas libres, mais liés à une molécule. Dans ces conditions, le champ magnétique effectif qui agit sur un proton n'est pas véritablement celui escompté, car il est modifié par son environnement chimique. Il en résulte une modification de la fréquence de résonance des protons, ou déplacement chimique.

1.1.10. Domaines d'application de l'IRM [88]

De multiples techniques d'exploration, telles que la spectroscopie ou l'angiographie, sont possibles par IRM, dans de nombreux domaines d'application comme par exemple la chirurgie stéréotaxique ou la neuronavigation fonctionnelle. Nous présentons deux de ces domaines d'application : l'IRM fonctionnelle et l'IRM anatomique.

1.1.10.1. L'IRM fonctionnelle

L'activité neuronale du cerveau est accompagnée d'une diminution relative de la concentration en désoxyhémoglobine. Il en résulte un champ magnétique induit dans la direction de B_0 qui modifie les temps de relaxation T_2 et T_2^* , selon deux processus : la diffusion des molécules d'eau et le déphasage intra-voxel. La relaxation spin-réseau est également modifiée par l'activité cérébrale. La pondération des images en T_2^* est donc sensible à l'activation des neurones. On parle alors d'IRM fonctionnelle, dont l'objectif est de localiser dans le cerveau certaines tâches particulières.

1.1.10.2. L'IRM anatomique

L'obtention d'images anatomiques par IRM est possible par pondération des images en T_1 (ou en T_2 quelquefois). L'IRM anatomique fait le lien entre l'anatomie des atlas et l'anatomie effectivement observée dans les images numériques. Les séquences d'acquisition utilisées sont celles décrites précédemment.

1.1.11 Discussion

On a présenté dans cette partie, le principe physique de l'IRM, en expliquant comment se forme l'image IRM, et les paramètres d'acquisition qui la commande. Nous avons pu voir que l'image était affectée de nombreux artefacts, dus au principe d'acquisition et à la complexité des tissus du corps humain.

Nous allons voir dans la section suivante l'organe du corps humain qui nous intéresse, à savoir le cerveau et toutes ses composantes.

1.2. Eléments d'Anatomie cérébrale [88]

Nous présentons dans cette partie une vue d'ensemble du cerveau (figure 1.22), en détaillant les structures qui nous seront utiles dans notre travail. Le cerveau est l'étage le plus élevé dans la hiérarchie fonctionnelle du système nerveux central. Il est spécialement développé chez l'homme. Le cerveau humain est un organe de forme schématiquement ovoïde à grand axe antéro-postérieur, dont le volume moyen est de 1100 cm^3 chez la femme et de 1400 cm^3 chez l'homme, et dont le poids varie de 1400 à 1800 grammes. Il est placé dans la boîte crânienne, mais n'est pas directement au contact de la cavité osseuse.

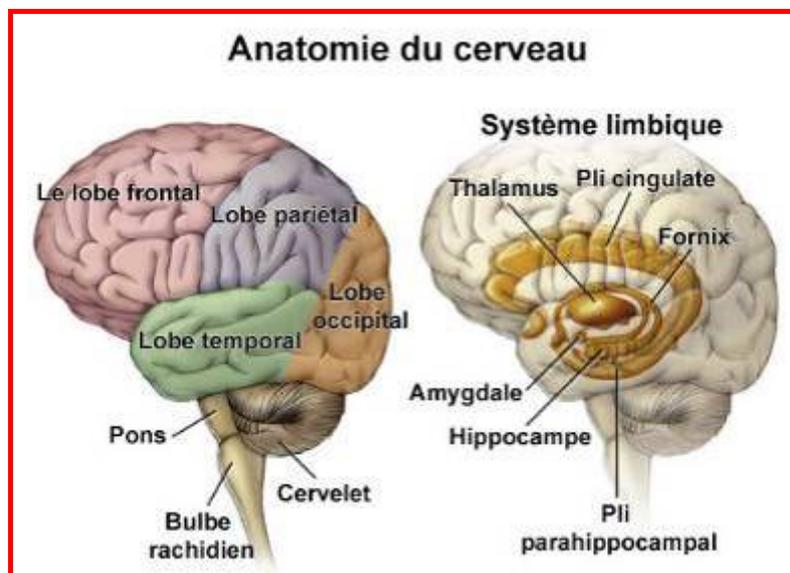


FIG 1.22 - Vue d'ensemble du cerveau et délimitation des lobes

Si l'on examine au microscope une partie du cerveau, on découvre un dense réseau de cellules. La plupart sont des cellules gliales, dont un des principaux rôles est d'assurer la cohésion et l'intégrité physique de la masse cérébrale, tout en fournissant une interface entre les neurones et les vaisseaux. De longues gaines de myéline, issues de la glie et entourant les prolongements neuronaux, sont groupées en faisceaux et constituent la matière (ou substance) blanche.

Enfin, les cellules responsables de l'activité proprement dite du cerveau sont les neurones, et sont regroupées à la surface du cerveau sous l'appellation de matière grise, et en profondeur dans les noyaux dits gris. Représentant seulement 1/10^{ème} de la population cellulaire du cerveau, ces neurones sont connectés entre eux, et échangent des messages chimiques et des signaux électriques. Les connexions mettent en jeu, d'une part les axones qui propagent l'information émise par le noyau cellulaire, et d'autre part les dendrites qui reçoivent cette information.

Chaque axone est séparé de la dendrite voisine ou du corps cellulaire par l'espace synaptique. La transmission de l'information au niveau de la synapse se fait par des substances chimiques nommées neurotransmetteurs, que la cellule nerveuse libère quand elle est activée par un potentiel électrique dit d'action. Ces neurotransmetteurs activent à leur tour la cellule voisine, donnant ainsi naissance à une réaction en chaîne, qui déclenche l'action simultanée des cellules interconnectées.

1.2.1. L'anatomie du système nerveux central humain

1.2.1.1. Le neurone

Presque tous les neurones ont un corps cellulaire pourvu d'un noyau assurant le métabolisme et des fonctions propres. Les neurones disposent de prolongements centripètes ou dendrites (figure 1.23) et d'un prolongement centrifuge ou axone (de moins de 1 mm à 1 m de long). L'axone s'achève par une terminaison nerveuse qui entre en contact avec d'autres neurones, pour former des chaînes neuronales. Lorsque l'information recueillie par les dendrites dépasse un certain seuil, l'influx nerveux, né du corps cellulaire du neurone, est transmis par l'axone vers d'autres corps cellulaires. La juxtaposition d'un grand nombre d'axones longs forme les nerfs. La zone d'association de deux neurones constitue une synapse, qui joue le rôle d'un relais dans la transmission des impulsions nerveuses.

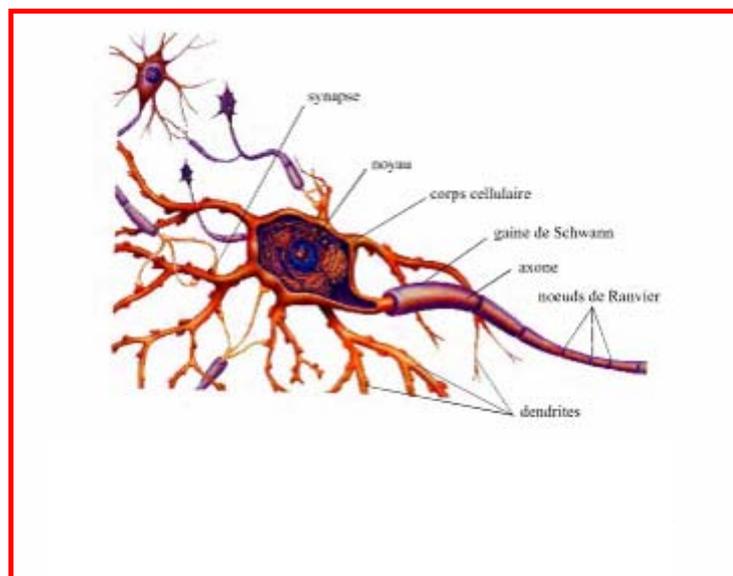


FIG 1.23 – Structure d'un neurone

1.2.1.2. Le système nerveux central [20]

Le système nerveux central (figure 1.24) joue un rôle essentiel dans l'organisme, autant dans le comportement conscient de l'individu que pour les processus inconscients. Il est constitué d'un réseau complexe de communications, dont les influx règlent le fonctionnement des organes. Il est principalement formé de substance blanche et de substance grise. Le système nerveux central est constitué de deux parties : l'encéphale et la moelle épinière.

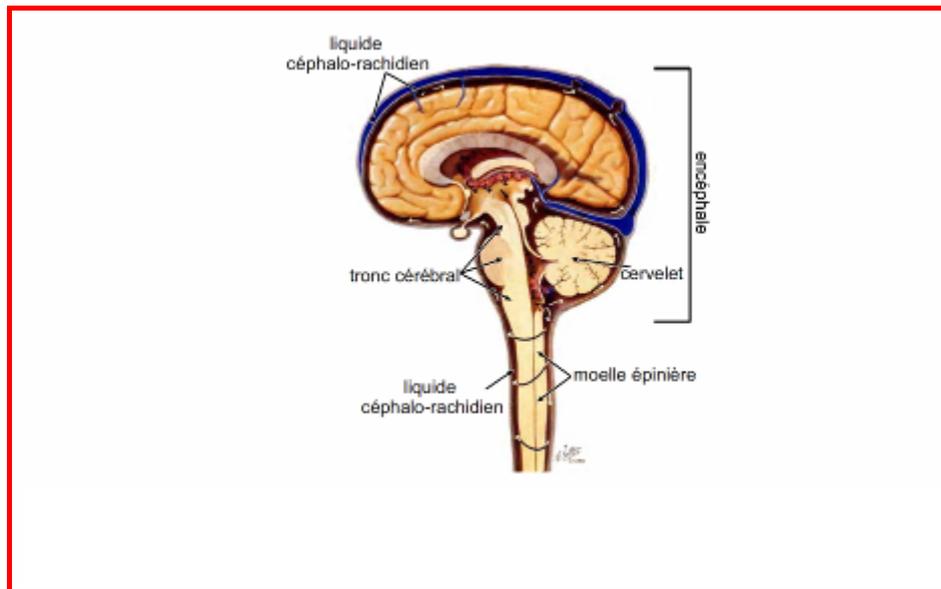


FIG 1.24 – Le système nerveux central humain

❖ **L'encéphale** : l'encéphale est l'un des plus volumineux organe du corps humain, il pèse en moyenne 1,3 kilogramme et occupe l'ensemble de la boîte crânienne. il se divise en quatre parties principales: le cerveau, le diencephale, le cervelet et le tronc cérébral (figure 1.25).

- **Le cerveau** est la partie la plus volumineuse de l'encéphale, et est située au-dessus de la tente du cervelet. Il est composé du télencéphale (les deux hémisphères) et du diencephale. La surface du cerveau est composée d'une couche de substance grise, de 2 à 4 mm d'épaisseur : le cortex.
- **Le diencephale** réunit les deux hémisphères cérébraux par le corps calleux et par le trigone cérébral. Il fait la jonction entre le télencéphale et le tronc cérébral. Ses principaux constituants sont le thalamus et l'hypothalamus.
- **Le cervelet** représente environ un huitième de la masse totale de l'encéphale. Il occupe la cavité postérieure et inférieure de l'encéphale. Il est séparé du cerveau par la scissure transverse et par la tente du cervelet. Il se compose comme le cerveau de substance grise à sa surface, recouvrant des faisceaux de substances blanches dans lesquelles sont enfouies des masses de substance grise : les noyaux gris du

cervelet. Il présente une portion médiane, le vermis, et deux lobes latéraux ou hémisphères cérébelleux (figure 1.26).

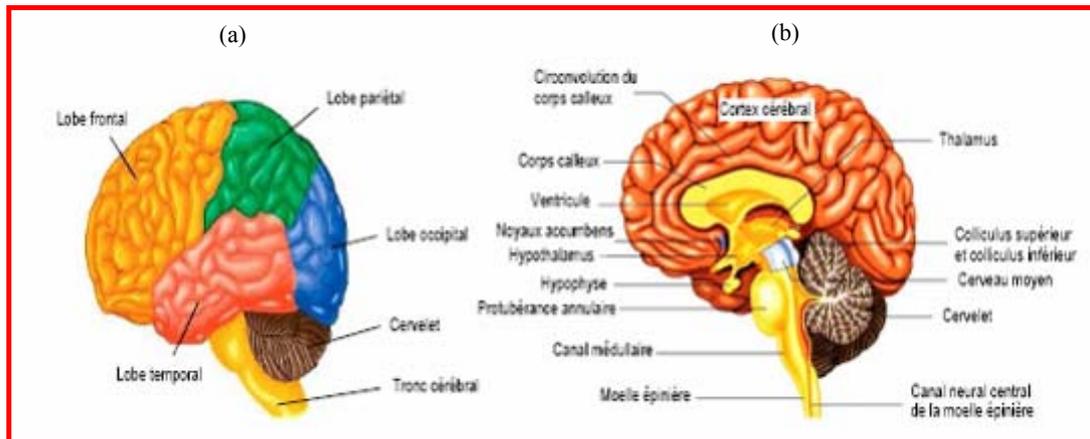


FIG 1.25 – Anatomie cérébrale
 (a) Structure générale de l'encéphale
 (b) Principales structures anatomiques cérébrales

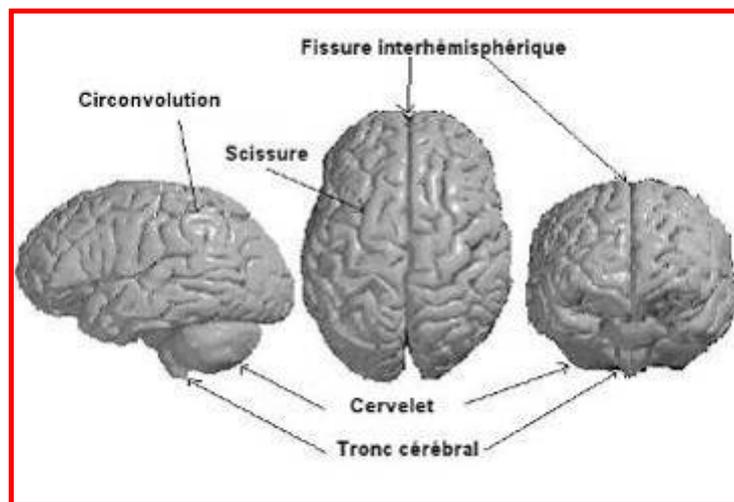
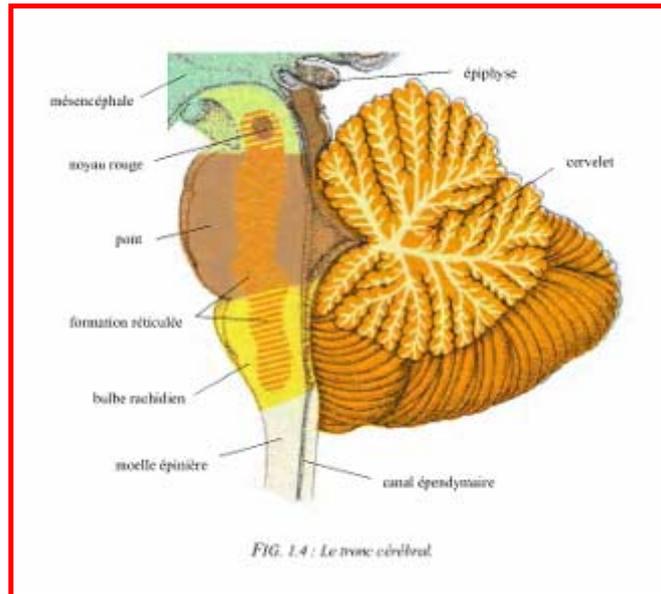
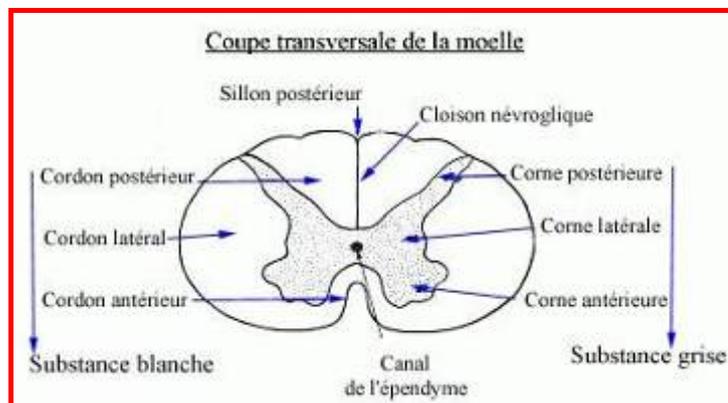


FIG 1.26 - Vue d'ensemble du cerveau et délimitation des lobes

- **Le tronc cérébral** est placé entre le cerveau et la moelle épinière. Il a la forme d'un tronc de cône, de 9 à 10 cm de haut, s'élargissant en direction du cerveau. Le tronc cérébral (figure 1.27) se compose de trois parties : le myélocéphale (ou moelle allongée ou bulbe rachidien), le mésencéphale (ou isthme) et le pont (ou protubérance). Il est formé de substance blanche externe et de substance grise interne, morcelée en de multiples noyaux de substance grise ou noyaux gris (noyau rouge, locus niger, noyau vestibulaire, par exemple). La substance blanche du tronc cérébral est constituée de fibres sensibles, dont la plupart vont au cerveau, et de fibres motrices, en provenance du cerveau. Le tronc cérébral a donc un rôle conducteur, mais il est également responsable de certaines fonctions inconscientes, liées à la déglutition et à la respiration.

FIG 1.27 – *Le tronc cérébral*

- ❖ **La moelle épinière :** La moelle épinière est une substance nerveuse contenue dans le canal rachidien. Elle est enveloppée par des méninges. La substance grise de la moelle épinière dessine une forme de papillon, autour du canal de l'épendyme, nom du canal central dans la moelle épinière (figure 1.3). La substance blanche périphérique est formée de fibres axoniques. La moelle épinière est le prolongement de l'encéphale, et forme avec celui-ci le système nerveux central. Elle est composée, en périphérie, de substance blanche, organisée en cordons antérieurs, postérieurs et latéraux. Chacun de ces cordons est divisé en faisceaux de fibres : les faisceaux ascendants, qui transmettent les informations nerveuses entrantes vers l'encéphale, et les faisceaux descendants, qui transmettent les commandes encéphaliques vers les muscles et les glandes. Un troisième type de faisceau, comportant à la fois des fibres ascendantes et descendantes, est chargé de la communication au sein de la moelle épinière. De chaque côté de la moelle, émergent les racines antérieures et postérieures des nerfs rachidiens. A l'intérieur de la substance blanche, existe de la substance grise, répartie symétriquement par rapport au plan sagittal, en cornes antérieures, postérieures et latérales (figure 1.28).

FIG 1.28 – *Coupe transversale de la moelle épinière*

1.2.2. Localisation des principaux tissus cérébraux

1.2.2.1. Le liquide céphalo-rachidien [8][10]

Le liquide céphalo-rachidien, ou cérébro-spinal, est un liquide clair, incolore, formé dans les ventricules cérébraux (figure 1.30). Il soutient le tissu nerveux, ainsi protégé des coups, des frottements et des compressions. Le liquide céphalo-rachidien remplit par ailleurs des fonctions importantes, au niveau des échanges de substances entre le sang et le tissu nerveux. Les espaces remplis de liquide céphalo-rachidien sont l'espace sous-arachnoïdien, entourant le cerveau et la moelle épinière, et le système ventriculaire. Le système ventriculaire (figure 1.29) comporte quatre cavités qui communiquent entre elles : deux ventricules latéraux, de part et d'autre du plan inter hémisphérique, et les troisième et quatrième ventricules. Le liquide céphalo-rachidien passe de l'un à l'autre par le trou de Monro et l'aqueduc de Sylvius. Le quatrième ventricule se prolonge jusqu'au canal épendymaire, et possède trois connexions avec l'espace sous-arachnoïdien.

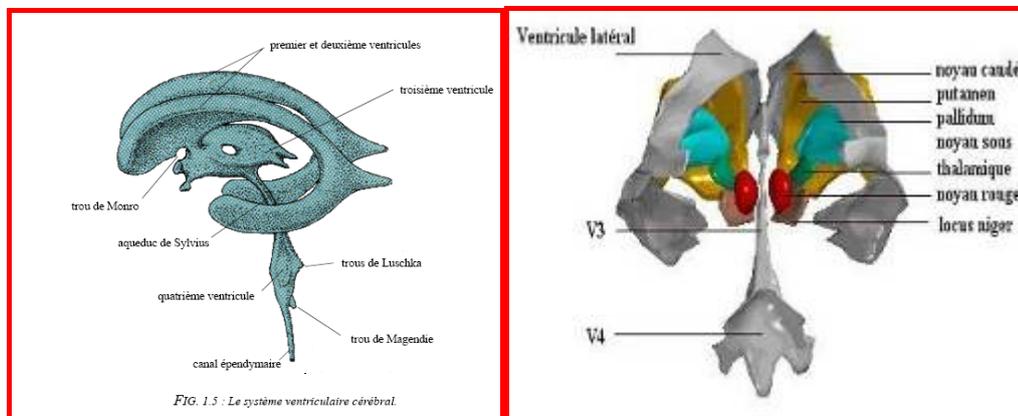


FIG 1.29 - Vue postérieure 3D des noyaux gris centraux et du système ventriculaire

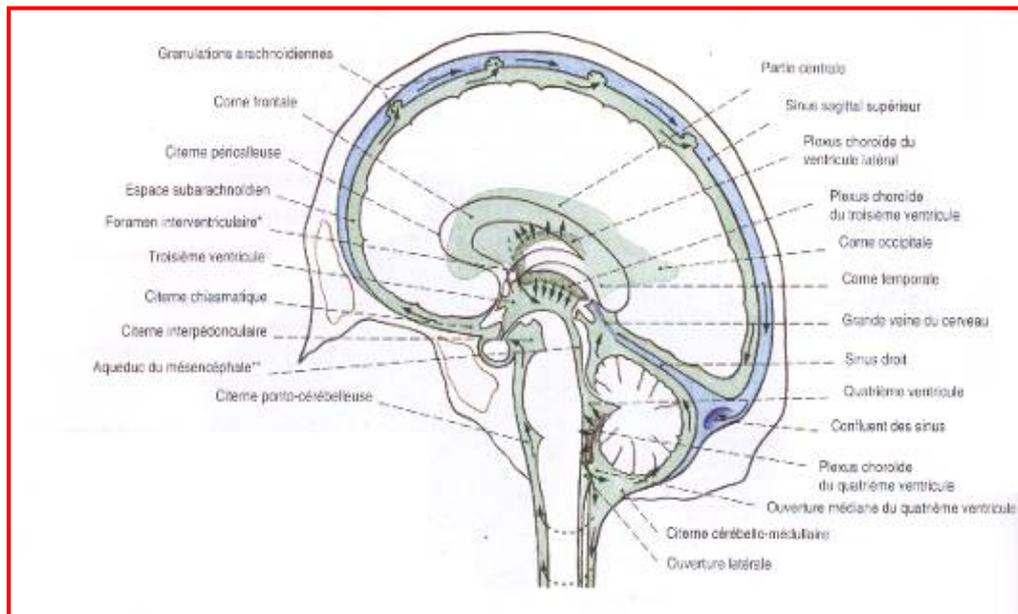
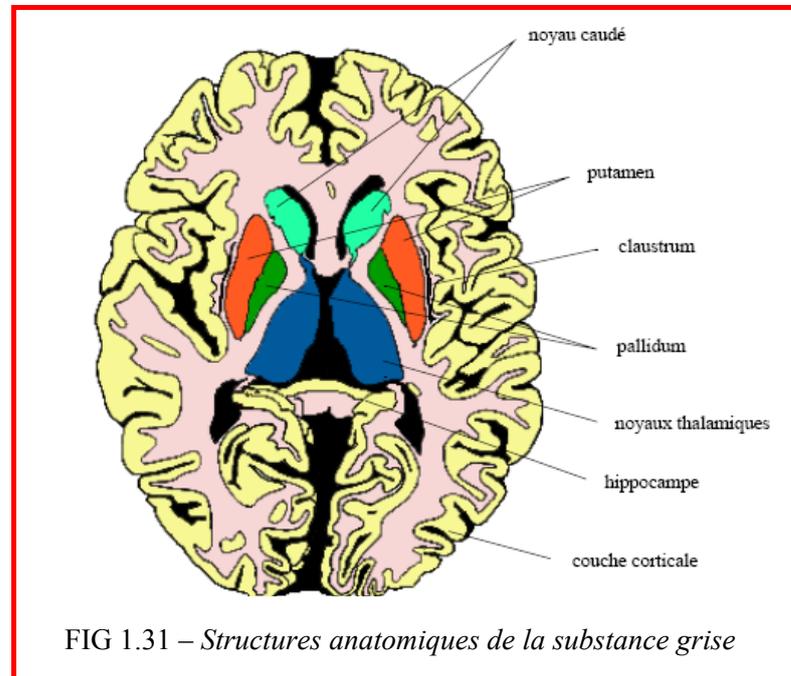


FIG 1.30 - Répartition du LCS

Extrait de « Principes d'anatomie et de physiologie. Gerard J Tortora & Nicholas Panagnostakos. Edition Frison Roche 1988 »

1.2.2.2. La substance grise [10]

Les principales structures de substance grise sont le cortex, à la périphérie du cerveau, et les noyaux gris centraux (figure 1.31). La substance grise est le tissu nerveux dans lequel siègent la plupart des corps cellulaires des neurones.



- ❖ **Le cortex :** Le cortex recouvre la totalité du télencéphale en une couche de 3 à 5 mm d'épaisseur, et contient 70% de l'ensemble des neurones du cerveau. Du fait de cette grande densité de neurones, le cortex apparaît gris terne à l'œil, dans les images pondérées en T1, obtenues par IRM. Il est le centre de la conscience. Tout mouvement volontaire part des zones motrices du cortex, et toute sensation consciente parvient à ses zones sensibles. Il est essentiellement formé de corps cellulaires de neurones, et de prolongements dendritiques, dépourvus de myéline. Sa surface est particulièrement étendue, plissée en de nombreux sillons, qui délimitent des circonvolutions. Les sillons les plus importants sont appelés scissures (de Sylvius, de Rolando), et divisent les hémisphères en quatre lobes.
- ❖ **Les noyaux gris centraux :** Ils sont également formés de corps cellulaires neuroniques, mais avec une densité moins importante que dans le cortex (figure 1.32).
- ❖ **Les noyaux du diencéphale :** Le thalamus est une masse grise qui flanque la cavité du troisième ventricule. Là, aboutissent toutes les sensations, avant qu'elles soient projetées vers la conscience. Comme un certain nombre de sensations déterminent des réflexes inconscients, le thalamus est connecté aux centres moteurs et coordinateurs. L'hypothalamus, paroi inférieure du troisième ventricule, se prolonge jusqu'à l'hypophyse. De petite dimension, en forme d'entonnoir, il a la charge des équilibres physiologiques du corps.

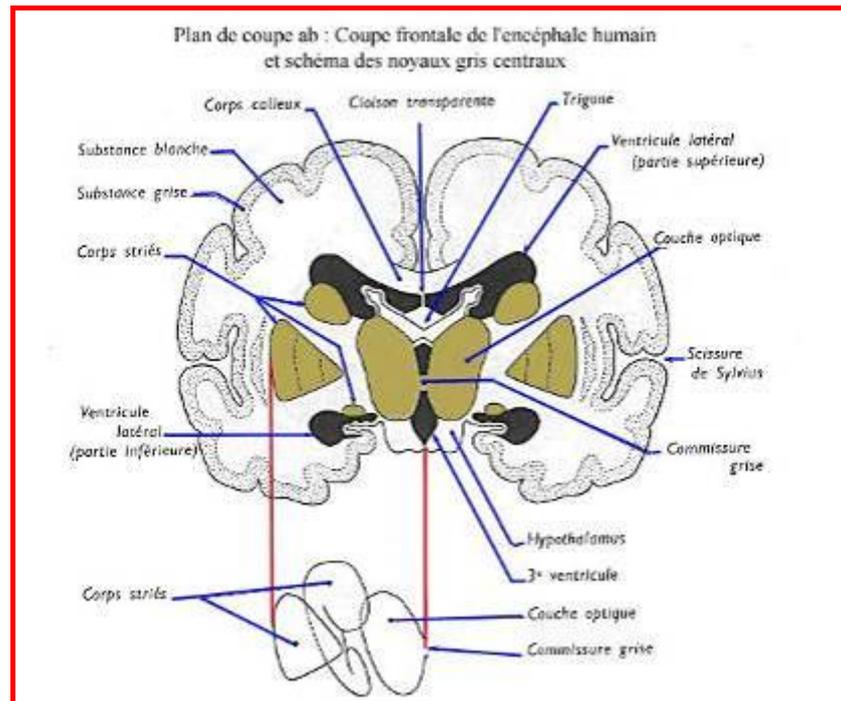


FIG 1.32 – Coupe frontale de l'encéphale humain : schéma des noyaux gris centraux

1.2.2.3. La substance blanche [20]

La substance blanche (figure 1.33) est constituée de fibres à myéline, organisées en fibres d'association, reliant deux régions d'un même hémisphère, ou celles des 2 hémisphères. Toutes ces fibres, sensibles ou motrices, aboutissent aux centres nerveux sous-jacents, ou en viennent. Ces centres sont les corps striés, les noyaux gris du diencephale, le cervelet, le tronc cérébral et la moelle épinière. La substance blanche sous-corticale est majoritairement constituée d'axones à myéline, provenant des neurones du cortex.

1.2.3. L'anatomie fonctionnelle du cerveau [88]

Le cortex cérébral renferme cent milliards de neurones, interconnectés entre eux. Cet ensemble est responsable de ce qu'on appelle la pensée, le moi. Cependant, certaines zones du cerveau sont spécialisées dans certaines fonctions. On individualise ainsi une aire motrice, une aire sensitive, une aire visuelle, une aire auditive (figure 1.34). A proximité de ces aires, s'étendent des régions moins bien délimitées, qui sont les centres d'association psychique, qui vont intégrer la sensation élémentaire (perception), et l'identifier (gnosie). La majorité de ces voies nerveuses sont croisées, c'est à dire que les voies de la sensibilité de la moitié du corps gauche sont ressenties par l'hémisphère cérébral droit, et inversement. De même, la commande de la moitié du corps gauche est sous la dépendance de l'hémisphère cérébral droit, et inversement. Le « cerveau » gauche est le dominant chez un droitier, le droit chez un gaucher. Ainsi chez le droitier, c'est le cerveau gauche qui va héberger le centre de la parole et les raisonnements de type mathématiques, alors que le droit sera plutôt celui du sens artistique et de l'intuition.

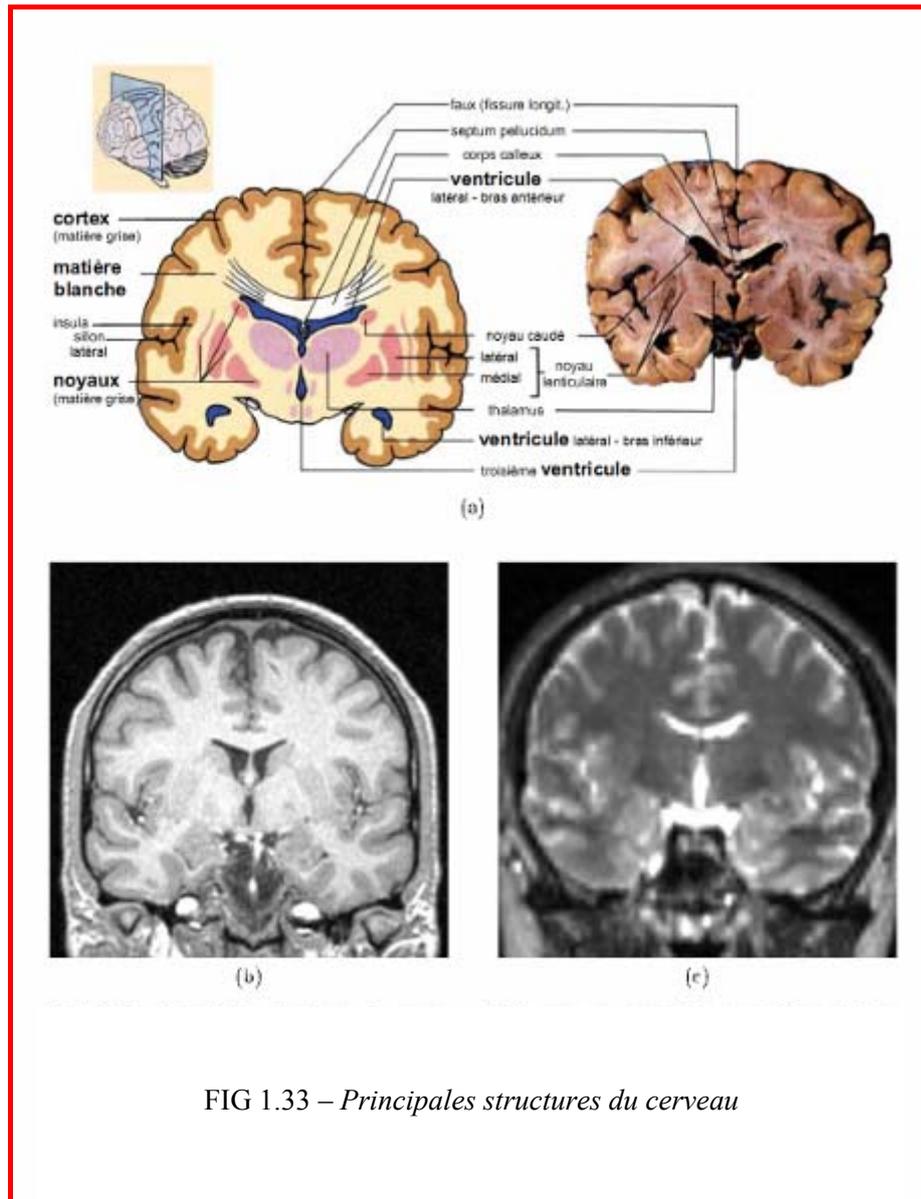


FIG 1.33 – Principales structures du cerveau

1.2.3.1. L'aire sensitive

Les voies de la sensibilité générale consciente (cutanée et profonde) atteignent le cortex, après croisement dans la moelle et le bulbe, et les relais dans les noyaux thalamiques. L'aire de projection correspond à la circonvolution pariétale ascendante.

1.2.3.2. L'aire psycho-sensitive

En arrière de l'aire sensitive primaire, s'étend une aire secondaire. Le malade qui présente une lésion de cette aire ressent normalement les sensations élémentaires et ne présente aucun symptôme d'anesthésie, mais il ne perçoit aucune impression d'ensemble (agnosie). Il est incapable d'identifier les objets qu'il touche et a perdu complètement le sens des attitudes. Dans cette aire, sont enregistrées les images tactiles antérieurement acquises. Donc, outre un centre d'intégration des sensations présentes, c'est aussi un centre de mémoire des perceptions.

1.2.3.3. Les aires visuelle et psycho-visuelle

Les voies de la sensibilité visuelle consciente, partiellement croisées dans le chiasma, aboutissent dans la région occipitale. Toute lésion de l'aire visuelle entraîne une cécité partielle, correspondant à une région définie du champ visuel. La rétine se projette point par point sur l'aire visuelle, mais le territoire cortical, correspondant à la fovea, est relativement très étendu. En avant de l'aire visuelle primaire, s'étend l'aire psycho-visuelle. La stimulation électrique d'un point de cette aire fait apparaître des hallucinations évoquant des objets ou même des scènes plus complexes. La destruction partielle de l'aire secondaire entraîne une agnosie visuelle : le sujet voit les objets, mais ne les reconnaît pas ; il a perdu tout souvenir des perceptions antérieures. C'est le cas par exemple dans la cécité verbale : le malade voit parfaitement la page écrite placée sous ses yeux, mais il ne peut en déchiffrer un mot, comme si cette page était composée de signes inconnus. La destruction des lobes occipitaux crée une « nuit psychique », beaucoup plus complète qu'en cas de lésion sur les voies optiques. Non seulement le sujet est aveugle, mais il a perdu tout souvenir de ses perceptions visuelles antérieures.

1.2.3.4. Les aires auditive et psycho-auditive

Les voies de la sensibilité auditive consciente, partiellement croisées dans le bulbe, rejoignent le cortex vers le milieu de la première circonvolution temporale. De même que la rétine se projette sur l'aire visuelle, la cochlée ou limaçon se projette sur l'aire auditive. Les sons aigus (base de la cochlée) sont perçus à l'arrière, les graves (sommet de la cochlée), à l'avant. Au-dessous de l'aire auditive primaire, s'étend une aire secondaire, où se fait l'identification des sons. Une lésion à ce niveau va entraîner une surdité verbale : le malade entend bien son interlocuteur, mais il ne le comprend pas, comme si celui-ci s'exprimait dans une langue étrangère.

1.2.3.5. L'aire motrice

Elle est située dans la circonvolution frontale ascendante, c'est un véritable clavier de commande, assurant la contraction élémentaire de tous les muscles. Le système musculaire tout entier se projette ainsi sur la circonvolution frontale, mais l'étendue de chaque centre moteur dépend, non de la masse des muscles qu'il représente, mais de la précision des mouvements dont ces muscles sont capables : ainsi, chez l'Homme, la face et les mains occupent une fraction importante de l'aire motrice.

En avant de l'aire motrice primaire, s'étend une aire secondaire, dédiée à la coordination des contractions élémentaires, et à leur orientation vers un but précis (praxie). Le malade qui présente une lésion à ce niveau ne manifeste aucun symptôme de paralysie, mais ses gestes sont maladroits, et tous les mouvements complexes, acquis lors d'un apprentissage, sont oubliés (apraxie). Les apraxies sont à la motricité volontaire ce que les agnosies sont à la sensibilité consciente. Les plus étonnantes concernent le langage : le malade raisonne normalement, mais il est incapable d'écrire (agraphie), ou d'articuler les mots (anarthrie) qui pourraient traduire sa pensée.

L'aire psycho-motrice (comme d'ailleurs l'aire psycho-sensitive) de l'un des hémisphères est prédominante : Il s'agit de l'hémisphère gauche chez les droitiers, de l'hémisphère droit chez les gauchers. Cette prédominance permet une meilleure coordination des mouvements symétriques, d'où l'intérêt de ne pas contrarier un gaucher.

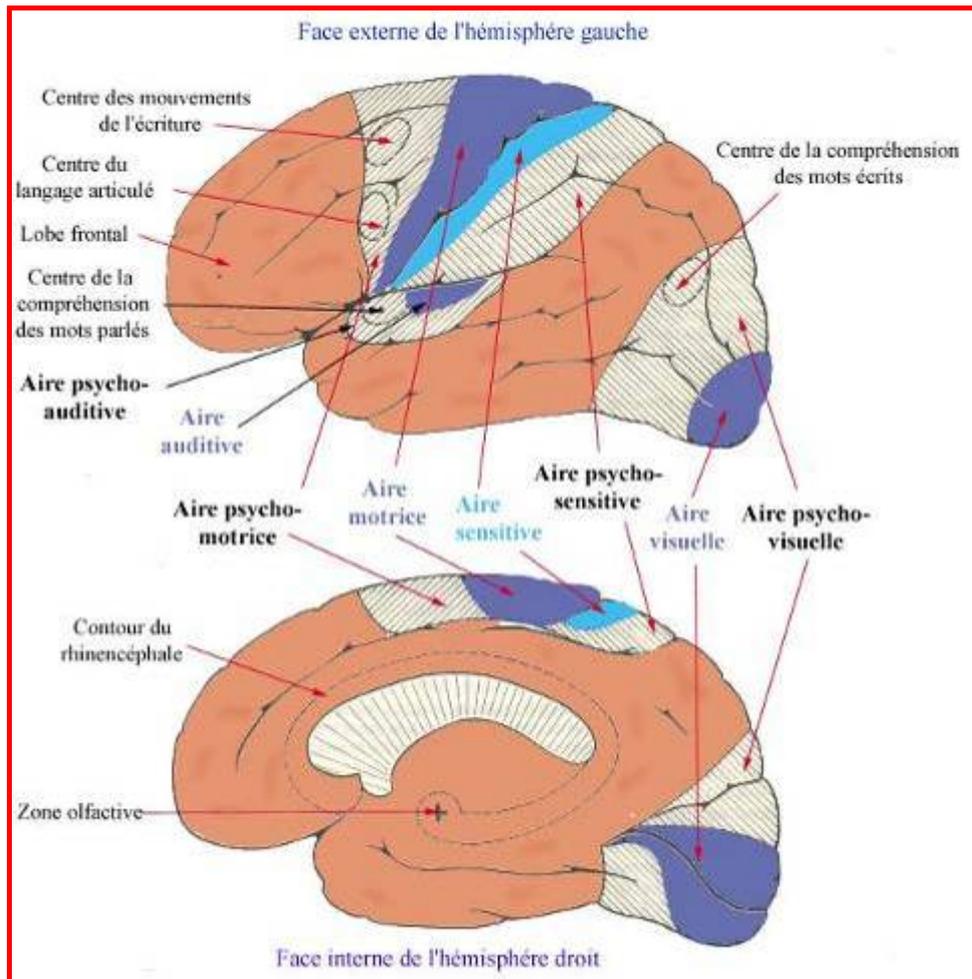


FIG 1.34 – Les aires fonctionnelles du cerveau

1.2.3.6. Les lobes frontaux

Ils se trouvent en avant de l'aire psycho-motrice. Une destruction importante du lobe frontal se traduit par un déficit intellectuel, et par des troubles du comportement. Les lobes frontaux occupent le sommet dans la hiérarchie nerveuse. A ce niveau, toute tentative de localisation demeure vaine.

1.2.3.7. Les formations extra corticales

- ❖ **L'hypothalamus**, situé dans le plancher du 3^e ventricule, occupe le sommet de la hiérarchie neuro-végétative. C'est pourquoi ce sont des influx d'origine hypothalamique qui déclenchent toute la gamme des réactions viscérales, liées à l'expression des émotions : variation de diamètre de la pupille, dilatation ou contraction des vaisseaux cutanés (rougissement ou blêmissment), variation des rythmes respiratoire et cardiaque, relâchement des sphincters, émission des larmes, hérissément des poils, sudation... Ces réactions hypothalamiques peuvent être déclenchées par des influx, venant du thalamus ou du rhinencéphale.
- ❖ **Le thalamus** sert de relais général à toutes les formes de sensibilité. L'excitation des diverses régions du thalamus permet d'obtenir toutes les réactions émotionnelles, qu'elles soient somatiques (cris, tremblements,... déclenchés par l'intermédiaire des noyaux gris moteurs), ou viscérales.

- ❖ **Le rhinencéphale** est constitué par une large bande de cortex, située sur la face interne des hémisphères, au-dessus et au-dessous des grandes commissures. Sa structure est relativement simple (il ne comprend guère que deux couches de neurones), et sa grande ancienneté (il forme la quasi-totalité du cerveau des mammifères inférieurs) l'oppose au cortex. Le rhinencéphale reçoit électivement les influx olfactifs, d'où son nom (du grec rhinos : nez), mais il reçoit également des influx tactiles, visuels et auditifs. Deux domaines semblent particulièrement concernés par l'activité rhinencéphalique : la mémoire et l'affectivité :
 - La mémoire, certes, fait intervenir les centres psycho-sensitifs et psychomoteurs, ainsi que de nombreuses connexions qui relient ces centres entre eux ; mais, le rôle du rhinencéphale ne semble pas moins important. Une lésion rhinencéphalique entraîne un état de confusion avec amnésie et fabulation, le sujet étant incapable de fixer les souvenirs récents. D'où l'idée de « circuits de mémoire » : la destruction d'un seul maillon de la chaîne entraîne la rupture du circuit correspondant.
 - Chez l'Homme, une lésion du rhinencéphale entraîne un état d'angoisse, plus rarement une sensation de plaisir. Au niveau du rhinencéphale, s'opèrent le contrôle et la coordination des réactions émotionnelles, et probablement la coordination des instincts : recherche des aliments, instinct de conservation, instinct sexuel...
- ❖ **Corps striés et cervelet** : Des lésions des corps striés sont à l'origine de la maladie de Parkinson (tremblements plus ou moins généralisés, associés à une attitude figée et inexpressive) et de la chorée, ou « danse de Saint-Guy » (mouvements incoordonnés). Des lésions du cervelet entraînent des troubles majeurs de l'équilibre et de la coordination motrice. Corps striés et cervelet interviennent dans la répartition du tonus musculaire, et dans la régulation de la motricité.
- ❖ **Formation réticulée et vigilance** : La formation réticulée s'étend du bulbe à l'hypothalamus, et comprend les 9/10 des neurones du tronc cérébral. Une lésion de la formation réticulée entraîne un état voisin du sommeil. Les hypnotiques agissent par inhibition de cette région du névraxe. Ainsi, la formation réticulée maintient le cortex à l'état d'éveil, et assure la régulation de la vigilance.

1.2.4. Les pathologies cérébrales [20]

Nous allons présenter brièvement certaines pathologies cérébrales, leurs évolutions et leurs manifestations en IRM. L'objectif de cette présentation est de donner, au lecteur non spécialiste, un aperçu des applications cliniques de l'IRM cérébrale, et de situer notre travail, par rapport à ces applications.

1.2.4.1. Présentation des pathologies cérébrales

Les pathologies cérébrales peuvent être classées en six grandes catégories : les pathologies expansives, les pathologies vasculaires cérébrales, les pathologies dues à un traumatisme (accident), les pathologies démyélinisantes et inflammatoires, les pathologies

infectieuses et les autres pathologies, telles que les pathologies dégénératives (maladie d'Alzheimer, maladie de Parkinson).

1.2.4.2. Pathologies expansives

Ces pathologies regroupent essentiellement les tumeurs [60][65]. Leurs symptômes cliniques sont liés à la compression des tissus cérébraux avoisinants par la tumeur, et par l'oedème l'entourant. Les tumeurs sont des amas de cellules qui prolifèrent de manière incontrôlée. On distingue les tumeurs bénignes et les tumeurs malignes ; les premières ont une frontière bien délimitée, et se développent localement. Les secondes ont des frontières mal délimitées, et peuvent s'étendre dans les tissus environnants, et éventuellement à d'autres sites (métastases). Les métastases cérébrales sont des localisations secondaires de tumeurs primitives, développées au dépend d'autres organes. Les tumeurs cérébrales sont responsables de 2% des morts par cancer, et ce quel que soit l'âge (10% de la mortalité par cancer pour les patients âgés entre 10 et 35 ans).

L'IRM permet de localiser une tumeur, de déterminer sa taille, et ses rapports avec les tissus avoisinants (effet de masse). Elle permet parfois de préjuger du type de tumeur. En IRM, l'évolution de la tumeur peut se manifester par un changement de sa taille, mais aussi par des changements d'intensité en son sein.

1.2.4.3. Pathologies vasculaires cérébrales

Les maladies vasculaires cérébrales représentent la troisième cause de mortalité des pays riches, après les maladies cardiovasculaires et les cancers, et la première cause d'handicap moteur. Elles touchent une personne sur 1 000, avec 150 000 nouveaux cas par an. Elles se manifestent, le plus souvent, par des épisodes de déficit neurologique, appelées « attaques » ou accidents vasculaires cérébraux, dus à des anomalies dans l'irrigation du cerveau. Parmi ces anomalies, on distingue les infarctus (blocage de la circulation sanguine (85% des attaques), et les hémorragies (15%). Privé d'oxygène, le tissu cérébral est détruit en quelques minutes, voire quelques heures. On distingue deux catégories d'infarctus : les ischémies artérielles et les ischémies veineuses. Pour les infarctus artériels à la phase aiguë, l'IRM est plus sensible que le scanner-X, dès les premières heures, notamment grâce à la séquence de diffusion. L'IRM est utilisée dans le but d'établir un diagnostic, mais aussi pour le suivi, après traitement par des anticoagulants. C'est cette pathologie qui nous intéresse dans notre étude, nous la décrirons plus en détail au §1.2.4.8.

1.2.4.4. Traumatismes

Les traumatismes du système nerveux sont une des principales causes d'handicap et de mortalité chez l'homme jeune. Ils sont provoqués majoritairement par des accidents de la route et des chutes. Les conséquences immédiates du traumatisme sont les lésions, les contusions ou les hémorragies ; alors qu'à plus long terme, on observe des oedèmes, des saignements ou une hypoxie. Les traumatismes ne sont pas toujours visibles en imagerie (que ce soit en IRM ou en scanner-X), 50% des patients dans le coma présentent des IRM et scanner-X normaux. L'IRM permet parfois de visualiser les conséquences d'un traumatisme plus facilement que le scanner-X.

1.2.4.5. Pathologies démyélinisantes et inflammatoires

Dans cette catégorie, on peut citer la sclérose en plaques (SEP) [21], comme pathologie démyélinisante. Après l'épilepsie, c'est la maladie neurologique touchant l'adulte jeune le plus fréquemment [67]. Sa cause est encore inconnue actuellement, et elle atteint deux fois plus de femmes que d'hommes. Les symptômes apparaissent généralement entre vingt et quarante ans, de manière extrêmement exceptionnelle avant dix ans et après cinquante ans.

1.2.4.6. Pathologies infectieuses

Elles comprennent les encéphalites, les méningites et les abcès. Les encéphalites sont une inflammation, sans suppuration (production de pus), d'une partie plus ou moins étendue de l'encéphale, ayant à la fois des causes infectieuses et non infectieuses. Les encéphalites se présentent, en IRM, comme un hypersignal diffus, localisé sur une grande région. La maladie de Creutzfeld-Jakob est aussi considérée comme une encéphalite. Les encéphalites non infectieuses sont souvent liées à d'autres pathologies (tumeur, accident vasculaire cérébral, SEP,...), mais peuvent aussi être dues à d'autres facteurs spécifiques, comme l'intoxication au plomb (saturnisme) et la réaction à certains vaccins. Les méningites sont une inflammation des méninges, et les abcès sont des infections localisées présentant un contour très net en IRM-T1.

1.2.4.7. Autres Pathologies

Les maladies neurodégénératives, comme Alzheimer ou Parkinson sont souvent associées à une atrophie cérébrale importante, distinctement visible en IRM. Dans le cas d'Alzheimer, le cerveau peut perdre jusqu'à 50% de son poids. Certaines approches spécifiques permettent de mesurer avec précision les atrophies globales, avec des applications aussi en SEP.

1.2.4.8. L'Accident Vasculaire Cérébrale (AVC)

L'AVC est la troisième cause de mortalité dans le monde, après les crises cardiaques et le cancer; c'est également une des premières causes d'invalidité ou de perte d'autonomie. Un AVC est un arrêt subit du fonctionnement du cerveau. Il est causé par l'arrêt de la circulation sanguine vers le cerveau (AVC ischémique) ou par la rupture d'un vaisseau sanguin dans le cerveau (AVC hémorragique), provoquant ainsi la mort des cellules cérébrales de la partie du cerveau qui est touchée. Les séquelles d'un AVC dépendent de la région endommagée, et de l'étendue des dommages. Les parties du corps contrôlées par les parties endommagées du cerveau ne pourront plus alors fonctionner correctement. Les AVC sont classés en accidents ischémiques et en accidents hémorragiques :

- ❖ Les accidents ischémiques [61] sont dûs à l'occlusion d'une artère cérébrale ou à destination cérébrale. Elle entraîne un infarctus cérébral (appelé également *ramollissement cérébral*). Le mécanisme de cette occlusion est le plus souvent, soit un athérome obstructif, soit un caillot (de formation locale ou par embolie, le plus souvent d'origine cardiaque). Mais d'autres causes peuvent exister : déchirure de la paroi de l'artère (*dissection*), ou compression par une tumeur. Le déficit concerne un territoire bien défini du cerveau : il est dit systématisé.

- ❖ Les accidents hémorragiques sont en rapport avec la rupture d'un vaisseau pathologique. L'attaque cérébrale avec saignement (attaque cérébrale hémorragique) couramment appelée « hémorragie cérébrale » : il s'agit d'un vaisseau sanguin qui se déchire et, de ce fait, l'apport en sang au cerveau diminue. Le sang peut alors s'échapper par la déchirure dans une partie du cerveau, qui est alors endommagée.

Une attaque cérébrale est grave et peut s'accompagner d'un coma ou d'une immobilité, et est irréversible. L'AVC peut provoquer un œdème (gonflement) dans le cerveau, ce qui est dangereux, sachant que la boîte crânienne n'est pas extensible. Cet œdème provoque une compression sur le cerveau, et l'endommagement encore plus. Pour la personne victime d'un accident vasculaire cérébral, chaque heure compte. Plus vite elle arrive à l'hôpital, meilleures sont ses chances de rétablissement. L'imagerie médicale prend toute son importance dans ce contexte. Nous nous intéressons dans notre étude à des AVC ischémiques.

1.2.5. Représentation du cerveau en imagerie médicale

1.2.5.1. L'atlas de Talairach [137]

Les structures cérébrales précédemment introduites ont une géométrie et une localisation complexe, difficile à décrire, notamment du fait de la variabilité de l'anatomie cérébrale humaine (en fonction de l'âge et du sexe de l'individu observé, ou de l'existence éventuelle de pathologie). La position et la forme de certains sillons sont, par exemple, spécifiques à chaque individu.

L'atlas de Talairach est une des premières tentatives proposées de description de l'anatomie cérébrale. Il est calculé selon des repères anatomiques, caractérisant l'image du cerveau (Commissure Antérieure, Commissure Postérieure). Il permet l'alignement de deux cerveaux différents par recalage. Dans les méthodes de segmentation à base d'atlas, il est aussi utilisé pour recaler l'atlas sur l'image à segmenter. Généralement, le repère de Talairach est utilisé pour rendre comparable entre elles les expériences ou acquisitions cérébrales. Il est défini comme suit (figure 1.35) :

- ❖ L'axe des y est formé par la ligne passant par la commissure antérieure (AC) et la commissure postérieure (PC) ;
- ❖ L'origine O est définie par l'intersection entre le plan inter-hémisphérique et AC ;
- ❖ L'axe des x, est l'axe perpendiculaire plan inter hémisphérique ;
- ❖ L'axe des z est perpendiculaire aux deux autres.

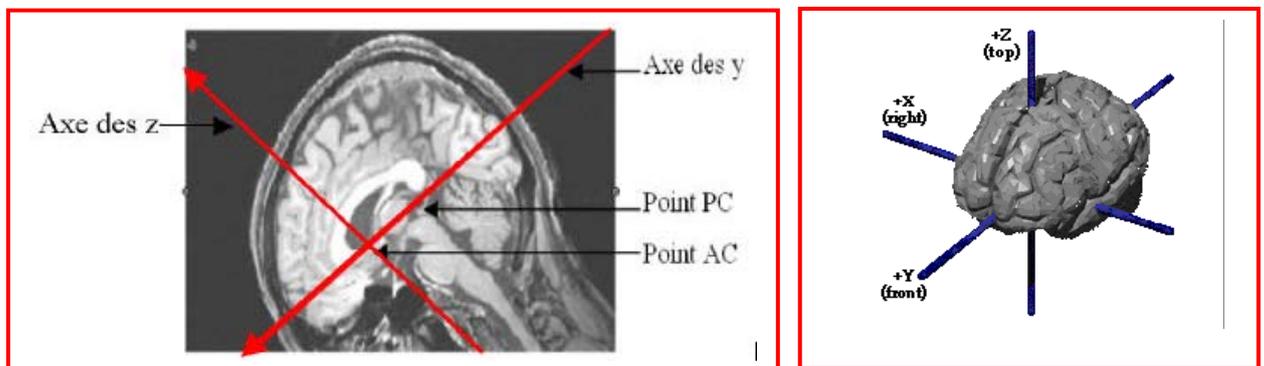


FIG. 1.35 - Principe du repère de Talairach.

1.2.5.2. Définition des plans de coupe en imagerie médicale [10]

Les images médicales sont généralement visualisées dans trois plans de coupe (frontal, sagittal et axial), représentés sur la figure 1.36. Ces trois vues permettent de représenter en 3D les structures cérébrales, en analysant simultanément leur position sur les coupes correspondantes.

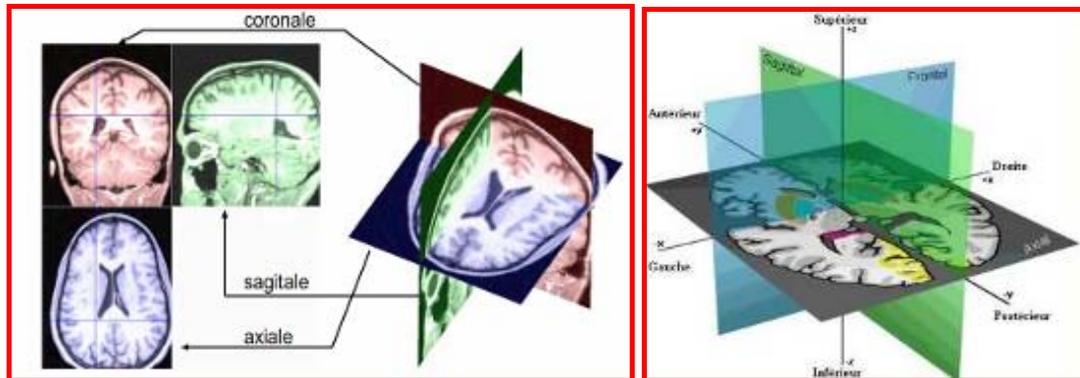


FIG 1.36 – Définition des plans de coupe en imagerie médicale

L'imagerie par résonance magnétique est susceptible de fournir, dès l'acquisition, des coupes dans ces trois plans.

- ❖ Une coupe axiale désigne la représentation d'une coupe, dans un plan perpendiculaire à l'axe du champ magnétique principal. Cet axe, approximativement horizontal, longe le corps du volontaire allongé dans le scanner. Pour simplifier, on peut dire que les coupes axiales correspondent à des vues de dessus de l'encéphale.
- ❖ Une coupe sagittale concerne l'image acquise sur un plan parallèle au plan de symétrie du cerveau : le plan inter-hémisphérique. Il s'agit de vues latérales.
- ❖ Une coupe coronale est acquise sur le plan perpendiculaire aux plans des coupes axiales et coronales. Ce sont des vues de face, ou frontales.

Discussion

Nous avons présenté dans ce chapitre des notions de base sur l'IRM, et sur l'anatomie cérébrale, ceci dans le but de bien connaître l'organe qui nous intéresse, de même que le principe physique qui nous a permis d'en acquérir une image. Cette dernière est affectée d'un certain nombre d'artefacts, susceptible de fausser son interprétation. Les images IRM cérébrales sont complexes, et leur analyse nécessite un système d'analyse d'images, dont l'objectif est d'arriver à une aide au diagnostic. L'étape de base d'un tel système est la segmentation d'images, qui permet de partitionner l'image en régions précises, ayant un sens sémantique. Nous allons dans le chapitre suivant faire un aperçu sur la segmentation d'images en général, et dresser un état de l'art méthodes de segmentation des IRM cérébrales.

2.1. Segmentation d'images

Dans la plupart des systèmes de vision par ordinateur, la segmentation d'images constitue une étape fondamentale, permettant d'engendrer une description compacte de l'image, plus exploitable que l'ensemble des pixels [113][116].

2.1.1. Définitions littérales

Dans la littérature, plusieurs définitions peuvent être trouvées. Une image n'est qu'une représentation d'un univers, composé d'entités, issues d'un mélange de phénomènes physiques et géométriques divers. Le but de la segmentation est d'extraire les attributs qui caractérisent ces entités ; les attributs étudiés correspondent à des points d'intérêt ou à des zones caractéristiques de l'image, contours et régions.

La segmentation est l'opération qui consiste à subdiviser une scène réelle en ses parties constituantes ou objets. Appliquée à l'image, l'opération revient à découper le plan (x,y) en régions significatives, et à interpréter ces régions en termes d'entités, ayant une signification sémantique précise. Des connaissances sont attachées à ces entités, relatives à leur morphologie, leur topographie et à leur structure [102].

La segmentation est un traitement de bas-niveau, qui consiste à partitionner l'image en sous-ensembles, appelés régions. Chaque région est un ensemble connexe de pixels, ayant des propriétés communes, appelés attributs, qui sont différents des pixels des régions voisines [49]. Dans le développement des procédés, conduisant à l'analyse de scènes et la reconnaissance de formes, la segmentation est la première opération à réaliser [102].

2.1.2. Définition mathématique

La segmentation consiste en la construction d'une partition de régions homogènes, telle que, si I est une image, E une partition de I , constituée de sous-ensembles connexes $E = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$, et P un prédicat d'homogénéité, défini sur des pixels connexes, la segmentation de I vérifie les quatre points suivants [167] [80]:

- $\sum R_i = I; i \in [1 \dots n]$;
- R_i est connexe, $\forall i \in [1 \dots n]$;
- $P(R_i) = \text{Vrai}, \forall i \in [1 \dots n]$;
- $P(R_i \cup R_j) = \text{Faux}, \forall i \neq j$, pour tout couple (R_i, R_j) de régions connexes.

a) La première condition intervient simplement dans le fait que la segmentation est complète, ce qui signifie que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région et à une seule: tout algorithme ne doit s'arrêter qu'après avoir traité tous les pixels de l'image;

b) La seconde condition demande simplement que les régions soient des ensembles de points connexes ; c'est la raison pour laquelle les algorithmes prennent généralement en compte le voisinage des points ;

- c) La troisième condition indique que le prédicat est vérifié pour chaque sous-ensemble;
- d) La quatrième condition indique qu'il ne peut y avoir le même prédicat d'homogénéité pour deux régions adjacentes.

La vérification de ces quatre conditions est une condition nécessaire et suffisante, pour qu'une partition d'une image I soit une segmentation. Rien toutefois n'implique l'unicité de cette segmentation [116]. Les résultats de la segmentation dépendent par conséquent de l'ordre dans lequel les régions sont fusionnées, et de la manière avec laquelle les données sont traitées, et non pas uniquement de l'information contenue dans l'image.

2.1.3. Approches non coopératives

La segmentation fait référence aux notions d'homogénéité et d'hétérogénéité dans l'image, comme le perçoit le système visuel humain. Ces deux notions ont donné naissance aux deux approches duales, couramment qualifiées d'approches "contours" et "régions».

- ❖ La notion de "*contours*" est associée à une variation d'intensité, ou à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles connexes de pixels (hétérogénéité). Cette approche regroupe les techniques de détection de contours, qui privilégient les formes géométriques des entités se trouvant dans l'image. Ces techniques ne conduisent pas directement à une segmentation de l'image, comme cela a été défini précédemment, mais, en tenant compte qu'une région est située à l'intérieur d'un contour, et qu'un contour délimite une région, la dualité régions-contours apparaît nettement.
- ❖ La notion de "*régions*" fait référence à des groupements de pixels, ayant des propriétés communes (homogénéité). Les méthodes de cette approche aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région unique. La segmentation en régions homogènes privilégie les caractéristiques non géométriques, liées aux critères de segmentation (critères d'homogénéité), donc au contenu de la région, plus qu'à sa forme.

2.1.3.1. Approches « contours »

Cette approche de segmentation, dite aussi « frontières », est duale de la segmentation en régions ; elle est basée sur la détection des discontinuités (variation de l'intensité des niveaux de gris). Des études ont en effet montré que l'homme est capable de reconnaître un objet, par simple observation de ses contours. Une approche rationnelle, pour réduire la grande quantité d'informations contenues dans une image, consiste à ne garder que les points contours.

Le processus « classique » de détection de contours peut être décomposé en plusieurs étapes distinctes:

- La mise en évidence des contours : qui est une première étape primordiale, car elle permet de marquer les contours. Cette mise en évidence s'obtient, par exemple, par une différentiation (dérivation) de l'image ;

- La réduction des contours : qui agit de manière à ce que les contours mis en évidence n'ait qu'un seul pixel d'épaisseur ;
- La binarisation des contours : qui permet d'obtenir une image contours binaire. La binarisation est une étape clef, car elle définit les contours que l'on considère comme importants, et ceux que l'on rejette ;
- La description des contours : qui permet d'organiser les points de contours en structures simples, telles les segments de droites, les arcs de cercle, etc., et de détecter les contours fermés, pour les isoler.

Il existe plusieurs techniques, utilisées pour la détection de contours, qu'on peut classer en sept familles [49]:

- ❖ Les approches dérivatives ;
- ❖ Les approches surfaciques ;
- ❖ Les approches morphologiques ;
- ❖ Les approches markoviennes ;
- ❖ Les approches variationnelles ;
- ❖ Les approches floues ;
- ❖ Les approches connexionistes, par réseaux de neurones.

2.1.3.2. Approches « régions »

La segmentation en régions homogènes vise à segmenter l'image, en se basant sur les propriétés intrinsèques des différentes régions de l'image. La partition dépend donc du choix de ces propriétés, et les performances de segmentation se basent sur l'entité qui définit l'homogénéité. Les principaux critères, qui dépendent de l'application envisagée, sont le niveau de gris ou la couleur, la texture et le mouvement.

La segmentation par extraction de régions a pour objectif de partitionner une image en zones d'intérêts, qui sont des ensembles de points, liés par un critère ou un prédicat d'homogénéité. Ces zones correspondent à des objets de la scène d'où elle est issue. Les régions obtenues sont homogènes pour une ou plusieurs caractéristiques (intensité lumineuse, texture,...), et différentes d'au moins une caractéristique des régions voisines. La segmentation par extraction de régions peut être située dans le cadre plus général de la segmentation de données.

On peut caractériser un problème de segmentation d'image par [116]:

- Un ensemble de critères d'homogénéité, spécifiques à chaque problème particulier de segmentation, déterminant les propriétés des partitions de l'image que l'on cherche : *c'est la modélisation analytique.*
- La définition d'une stratégie d'utilisation de ces critères, qui peut être définie de manière générale: *c'est la modélisation algorithmique.*

Les méthodes existantes peuvent être classées en six catégories [49]:

- ❖ Les méthodes de classification ;
- ❖ Les méthodes de croissance de régions ;

- ❖ Les méthodes morphologiques ;
- ❖ Les méthodes markoviennes ;
- ❖ Les méthodes variationnelles ;
- ❖ Les méthodes de fermeture de contours.

La différence principale entre ces types d'approches, réside dans la stratégie d'utilisation de l'espace des luminances, et des relations spatiales existantes entre les pixels. Par exemple, les méthodes de classification [142] déterminent d'abord une partition de l'espace des luminances, et se servent ensuite des relations de connexité pour déterminer les régions. Les méthodes de croissance de régions utilisent, de manière simultanée, ces deux types d'informations.

2.1.3.3. Synthèse des approches non-coopératives

La segmentation d'images est une étape très importante dans l'analyse d'images, qui se situe entre, en amont l'acquisition de l'image et son amélioration, et en aval son traitement et l'aide à la prise de décision. C'est pour cela qu'un grand nombre de travaux ont été effectués dans ce domaine. Cependant, il n'existe pas de segmentation unique, et pour chaque application, il est nécessaire de choisir une technique de segmentation adaptée. En effet, chaque technique possède ses avantages, ses inconvénients et ses limites, et le but de chacune est étroitement lié à l'application qui s'y rapporte.

Le but de cette étude est de passer en revue les principes des différentes méthodes de segmentation qui existent. Un certain nombre d'entre elles a été implémenté, ce qui peut permettre de faire une synthèse, qui tiendra compte de tous les aspects, aussi bien du champ d'application de chaque méthode, des avantages, des inconvénients, des difficultés rencontrées, des limites, etc...

Nous nous sommes basés, pour cette synthèse, sur l'observation d'un opérateur humain, avec tout ce que ça englobe comme difficultés à donner un point de vue le plus objectif possible. Étant donné la spécificité de chaque famille de méthodes, nous allons faire une analyse critique de chacune d'elles, ce qui permettra, dans un récapitulatif, de cerner tous les aspects qui doivent être pris en compte, pour n'importe quelle nouvelle méthode de segmentation.

En tenant compte de cette synthèse, on peut tirer les conclusions suivantes :

- ❖ L'approche contour fournit généralement des contours bien localisés, quand les transitions sont franches, mais présentent toujours des discontinuités.
- ❖ L'approche contour ne vérifie pas le formalisme mathématique adopté pour la définition d'une segmentation, mais le contourne, en tenant compte de la dualité contour/région.
- ❖ L'extraction des zones texturées trouve une meilleure solution dans l'approche régions.
- ❖ Le choix des critères de similarité, ainsi que les différents seuils, affecte le positionnement des frontières entre régions adjacentes.

- ❖ La complexité algorithmique dépend de la structure de données utilisée, et du sens de parcours de l'image, au cours du traitement.
- ❖ L'utilisation d'un seul critère d'homogénéité dans la segmentation en régions ne permet pas d'avoir les résultats escomptés, du fait de la non validité du critère sur toutes les parties de l'image. L'utilisation de plusieurs critères peut améliorer la qualité d'une segmentation.
- ❖ Les traitements à effectuer en aval corrigent indirectement les erreurs de segmentation. On pourra donc améliorer les algorithmes de segmentation, jusqu'à ce que l'objectif de vision soit atteint.
- ❖ Il existe un lien étroit entre le problème abordé et la méthode employée. Ce lien peut être décrit par la nécessité d'utiliser des critères de couleur, de forme, de texture ; ce choix étant étroitement lié au contexte présent dans l'image. Ainsi, comme le précisent Rosenfeld et Davis (1979), chaque type d'images a sa méthode de segmentation appropriée.

Malgré les résultats obtenus par les différentes méthodes, la segmentation reste un domaine ouvert à l'amélioration. De ce fait, toutes les méthodes de segmentation d'images sont basées sur un modèle mathématique, qui est en général simpliste, sans considération du contenu sémantique des entités traitées et extraites de l'image. La segmentation est effectuée sur les pixels de l'image, sans tenir compte de la signification réelle de ce qu'ils représentent. Par exemple, l'opérateur de détection de contours ne différencie pas entre une transition, due à un passage d'une région homogène à une autre, et une transition, due à un éclairage non homogène. Pour cela, toutes les techniques de segmentation d'images n'arrivent pas à engendrer une description exacte, selon le type de primitive à extraire (contours ou régions).

Pour les raisons évoquées, il s'avère qu'aucune approche (contours et régions) ne peut à elle seule prétendre résoudre le problème de la segmentation. En effet, chacune d'elles possède des avantages et des inconvénients, et est plus adaptée à un type d'image, ou à un problème donné qu'un autre. On ne peut même pas privilégier l'une par rapport à l'autre. L'idée est de les utiliser toutes les deux dans un processus unique, qui exploitera les avantages de chacune d'elles.

On peut conclure qu'une solution au problème évoqué, serait de faire coopérer, au sens le plus large, plusieurs traitements, pouvant être utilisés de façon séquentielle ou parallèle, selon une stratégie d'intégration bien élaborée.

2.1.4. Approches Coopératives

Les approches de segmentation coopérative [140] peuvent se trouver dans la littérature sous plusieurs appellations, telles que combinaison, fusion [11], coopération, intégration ou unification. Toutes ces approches sont basées sur la corrélation de plusieurs types de traitements différents. Différentes informations, issues des propriétés inhérentes à l'image, sont ainsi considérées simultanément, dans l'opération de segmentation.

La coopération peut être:

- ❖ entre plusieurs segmentations, en général de type régions / contours, utilisant la dualité existante entre ces deux types de traitement [97];
- ❖ de type multi-niveaux, par association de traitements bas niveau, tel qu'une détection de contours, à des traitements haut niveau, tels qu'aux données symboliques, issues de l'interprétation, caractérisant la forme des objets recherchés;
- ❖ une association entre deux modèles (ex : entre une représentation multirésolution et un modèle de contours déformables, entre un modèle de segmentation hiérarchique et un modèle de Markov ou encore entre une transformation en ondelettes et un réseau de neurones);
- ❖ de type multi-agents [151] [94], et basée sur l'ajustement de traitements de bas niveau, en fonction des caractéristiques estimées de l'image, ce qui permet le choix des opérateurs adéquats, avec les paramètres nécessaires, opérant différemment, selon une estimation des propriétés locales de l'image (ex : adaptation du couple filtre - détecteur de contours, en utilisant plusieurs opérateurs de filtrage et de détecteurs de contours classiques, formant un environnement de segmentation multi-agents [109]).
- ❖ fondée sur une combinaison d'une segmentation avec une transformation, un traitement, un modèle, ou autre (ex : modèle multirésolution associé à l'application d'un détecteur de contours)[84].

2.1.4.1. Définition

On entend par segmentation coopérative, une segmentation dans laquelle on corrèle l'extraction de plusieurs types de primitives ou d'informations. Elle combine les avantages de chacune prise séparément ; par exemple : la précision et la rapidité d'une segmentation en contours, et la fermeture des frontières et la densité de l'information extraite, d'une segmentation en régions.

La coopération s'effectue généralement au même niveau, par exemple, en guidant l'extraction d'un type de primitive par l'information issue d'un autre type : une croissance de régions guidée par une carte des contours.

La plupart des travaux de coopération sont orientés vers une coopération régions/contours. Nous nous intéressons à ce type de coopération. La motivation de ce type de coopération est due principalement à la dualité des deux concepts, et à la possibilité de corriger les erreurs, dues à une segmentation en régions, par un détecteur de contours, et vice versa.

2.1.4.2. Différentes expressions de la dualité régions / contours [86]

La dualité entre les régions et les contours peut être exprimée de 4 manières différentes:

- Les régions sont situées à l'intérieur des contours, par conséquent, il n'y a pas de points de contours à l'intérieur d'une région ;
- Un point de contours réel est situé sur ou du moins à proximité (distance à définir) d'une frontière de région ;

- Une frontière de région est fermée par nature, un contour doit l'être aussi ;
- un contour doit être situé sur la totalité de la frontière commune entre deux régions.

Selon la manière de faire coopérer deux processus de segmentation régions et contours, on peut distinguer deux approches différentes: La coopération par contraintes et la coopération dynamique.

2.1.4.3. Coopération par contraintes

Elle consiste généralement à assister une méthode de croissance de régions par des informations de type contours, préalablement extraits. Ces contours représentent une contrainte pour l'évolution du processus de croissance de régions.

2.1.4.4. Coopération dynamique [16]

Dans ce type de techniques, l'intervention des deux méthodes de segmentation régions et contours se fait de manière dynamique:

- d'une part, le calcul dynamique des régions ou des contours, en fonction des attributs ponctuellement disponibles;
- d'autre part, la remise en question bilatérale entre régions et contours, c'est à dire la notion de contrainte partagée.

Ce genre de techniques est assimilé à un système expert.

Après avoir présenté les stratégies de segmentation qui existent, nous allons voir dans le paragraphe suivant l'application de cette segmentation au domaine qui nous intéresse, à savoir l'IRM cérébrales.

2.2. Segmentation IRM cérébrales : Etat de l'art

Dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art des différentes méthodes de segmentation des IRM cérébrales [125]. Même si les lésions représentent notre principal objectif, il nous paraît difficile d'opposer la segmentation des lésions pathologiques à la segmentation des structures saines [156]. C'est pourquoi, cet état de l'art traite à la fois des méthodes dédiées à la segmentation des structures saines, et celles dédiées à la segmentation des lésions pathologiques cérébrales.

2.2.1. Segmentation sans pathologies

Elle représente la bibliographie la plus abondante. La littérature révèle qu'aucune technique de segmentation n'est privilégiée pour l'extraction des tissus cérébraux [77][145]. Elle fait état de méthodes très diverses dans leur formalisation, mettant en oeuvre des techniques d'analyse tridimensionnelle, pour la majorité d'entre elles [50], et faisant intervenir diverses séquences d'acquisition. On peut cependant dégager deux catégories de méthodes. La première catégorie regroupe les méthodes qui utilisent un seul volume de

données, constitué d'un ensemble d'images anatomiques, généralement pondérées en T_1 . La seconde catégorie regroupe les méthodes qui combinent les informations, issues des différentes propriétés de relaxation ou de densité de protons des tissus cérébraux. Il est fréquent que les chercheurs utilisent plusieurs types d'images, pondérées en T_1 , T_2 ou en ρ , afin de segmenter les tissus cérébraux, dans des approches, communément qualifiées de multispectrales [111] ou de multipondérations [30]. Les méthodes, élaborées dans un tel contexte, bénéficient alors de plusieurs informations disponibles en IRM. Cependant, d'autres problèmes surgissent, comme :

- ❖ le recalage entre les différents volumes de données, lorsqu'ils ne sont pas acquis simultanément [69] ;
- ❖ l'accroissement conséquent du temps nécessaire à plusieurs acquisitions.

De telles approches n'offrent pas de meilleures solutions que les méthodes mettant en oeuvre un seul type d'images, mais ont ouvert récemment de nouveaux axes de recherche.

Nous présentons un état de l'art des méthodes de segmentation d'IRM cérébrales sans pathologies.

Etat de l'art

- ✓ T.Kapur et all. [96] présentent une méthodologie pour la segmentation des tissus du cerveau à partir d'IRM, qui combine trois techniques existantes dans la littérature: la segmentation par algorithme EM (Expectation-Maximisation), la morphologie mathématique binaire et les modèles de contours actifs.
- ✓ D. Wang et all. [155] proposent une méthode automatique pour la mesure des volumes ventriculaires latéraux d'IRM. La segmentation des images se fait en combinant la correction d'intensité et le seuillage.
- ✓ A. R. Ferreira Da Silva et all. [1] proposent un modèle bayésien, non paramétrique, pour la classification d'IRM cérébrales. Ils utilisent le processus de Dirichlet, pour surmonter quelques limitations des modèles paramétriques des mélanges finis.
- ✓ N. Passat et all.[121] présentent une méthodologie pour la segmentation des vaisseaux du cerveau, en utilisant les ARM (angiographies par résonance magnétique), et les IRM pour intégrer des connaissances à priori et guider le processus de segmentation. Ils utilisent pour cela la morphologie mathématique.
- ✓ A. M. Dale et all.[58] présentent une méthode de segmentation de la matière blanche, par classification en régions, en utilisant, en plus de l'intensité des niveaux de gris, des informations à priori.
- ✓ P.K. Saha et all. [142] introduisent une technique de seuillage, qui tient compte des intensités, de l'histogramme, de l'homogénéité des régions et des propriétés basées sur la morphologie des images.

- ✓ S. Ruan et all. [141] présentent une méthode de segmentation markovienne floue. Cette méthode vise à calculer un membre flou dans chaque voxel, pour indiquer le degré de volume partiel qui est modélisé statistiquement.
- ✓ D.W. Shattuck et all. [147] présentent une méthode de segmentation de tissus, utilisant le modèle de volume partiel. Ils font pour cela une classification par MAP (maximum à posteriori), en combinant le modèle de mesure du tissu avec un modèle de Gibb, qui modélise les propriétés spatiales des tissus du cerveau.
- ✓ C. Lee et all. [105] proposent un algorithme de segmentation automatique d'IRM cérébrales mi-sagittales. Ils utilisent pour cela deux techniques de seuillage: l'une pour obtenir une image binaire, l'autre, basée sur la connectivité, pour séparer les régions incorrectement groupées, après la segmentation initiale.
- ✓ Y. Zhang et all. [165] proposent un modèle de champ aléatoire de Markov caché pour la segmentation d'IRM cérébrales.
- ✓ A.J. Worth et all. [159] présentent une méthode semi-automatique de segmentation du cerveau externe, par seuillage. L'intensité du seuil est déterminée automatiquement, par analyse d'histogrammes, pris sur des régions spécifiques, en utilisant des connaissances anatomiques.
- ✓ G. Fu et all. [74] proposent une méthode de détection d'objets, en se basant sur la ligne de partage des eaux, combinée à l'analyse des relations entre points critiques. L'algorithme sélectionne et raffine les points de changement, en utilisant des règles, basées sur l'information fournie par la LPE. De plus, l'algorithme sélectionne les crêtes et les vallées significatives de l'image originale. Les objets de faibles niveaux peuvent être détectés, par les crêtes et les vallées, par la localisation de leurs contours.
- ✓ I. Middleton et all [115] proposent une méthode de segmentation des structures d'IRM, en utilisant une combinaison entre un réseau de neurones (MLP) et un modèle de contours actifs. Le perceptron est entraîné pour produire une classification binaire de chaque pixel en points contour ou non contour. L'image binaire résultante constitue la fonction d'énergie pour le snake, utilisé pour lier les points contours candidats, en un contour fermé continu.
- ✓ N. Richard et all. [138][139] introduisent des agents coopératifs situés, pour l'extraction de domaines et le contrôle de connaissances, à partir d'une image à niveaux de gris. La segmentation d'un type de tissu est une fonction, adaptée dynamiquement, à sa position dans l'image, ses relations topographiques et l'information radiométrique qui changent graduellement, durant le processus de croissance de régions local.
- ✓ J.F. Mangin et all [112] proposent une méthode non supervisée, dédiée à la segmentation du cerveau, dans les images pondérées en T1. La première étape consiste à faire une analyse d'histogrammes, pour obtenir les seuils de binarisation bas et haut (Tlow, Thigh). Tous les voxels qui appartiennent au cerveau se trouvent dans la plage [Tlow, Thigh] des valeurs de niveaux de gris, supposées inclure la matière blanche et la matière grise. Cependant, pour faire

la déconnexion totale entre le cerveau et les structures l'entourant, la morphologie mathématique est appliquée.

- ✓ O. Colliot et all [52] présente une méthode de segmentation des structures cérébrales internes, sur des IRM, qui combine des relations spatiales et un modèle déformable.
- ✓ M. B. Cuadra et all [57] présentent une méthode de segmentation des structures internes du cerveau, par combinaison d'une méthode de recalage affine et d'une méthode de recalage non rigide, d'un atlas anatomique du cerveau. Le processus consiste à trouver une transformation, qui déforme une image, appelée modèle déformable, où les structures d'intérêt ont déjà été définies (atlas du cerveau), vers une autre image, appelée image de référence (image du patient). Les deux transformations globale et locale sont considérées.
- ✓ C. Porquet et all [130] proposent une plate-forme multi-agents, mettant en œuvre une coopération contours-régions. Les contours et les régions sont des agents qui coopèrent et négocient pour optimiser la segmentation.
- ✓ Z. Liang et all [108] présentent une méthode statistique, pour classifier les différents types de tissus, et segmenter les régions des tissus correspondants, d'IRM pondérées en T1, T2 et PD (densité de protons). La méthode suppose que la distribution des intensités de l'image, associée à chaque type de tissu, est une fonction, exprimée par trois valeurs d'intensité de signaux pondérés (T1, T2, PD), à chaque position. La méthode consiste à classifier les différents types de tissus, ou à estimer les paramètres de chaque classe, par maximum de vraisemblance (ML). Elle détermine le nombre optimal de classes, à partir de l'image. Finalement, elle segmente les régions de tissus, étant donné le nombre de classes et les paramètres qui sont associés à ces classes, par l'algorithme du maximum à posteriori.
- ✓ S.P. Raya [135] présentent un système de segmentation 3D d'IRM cérébrales basées sur des règles floues.
- ✓ M. Joliot et all [93] proposent une méthode de segmentation 3D et d'interpolation d'IRM cérébrales. Cette méthode consiste en deux algorithmes: le processus de segmentation se fait par seuillage de l'image brute, ensuite une segmentation globale de la matière blanche est accomplie automatiquement, avec un algorithme de connectivité 3D global, qui prend en compte l'anisotropie des voxels. La morphologie mathématique est utilisée pour l'interpolation des coupes.
- ✓ C. Xu et all [160] présentent une méthode de reconstruction de la surface corticale du cerveau humain. Ils utilisent la segmentation floue et l'algorithme d'isosurface, ainsi qu'un modèle déformable.
- ✓ C. Li et all [106] proposent une méthode de classification des tissus cérébraux. Ils utilisent un algorithme de regroupement FCM non supervisé, pour faire la segmentation initiale d'une IRM, et un système, utilisant des techniques de reconnaissance, basées sur un modèle, pour localiser un marqueur. La

localisation du marqueur de tissus et son analyse sont répétées, jusqu'à trouver une tumeur, ou que tous les tissus soient étiquetés.

- ✓ M. E. Brummer et all [25] proposent une méthode automatique de détection de contours du cerveau, à partir d'IRM 3D (simple écho). Ils utilisent un seuillage automatique, pour déterminer l'étendue des intensités de niveaux de gris du cerveau, précédé d'une procédure de correction de l'intensité de l'image, puis la morphologie mathématique, pour affiner les images masques, seuillées en binaire. Des connaissances anatomiques, nécessaires pour la discrimination entre les structures désirées et non désirées, sont implémentées dans cette étape.
- ✓ L.K. Arata et all [4] proposent un modèle composite bidimensionnel des structures du cerveau, pour construire un atlas anatomique calculé. Les modèles composites sont développés, en utilisant des IRM cérébrales réelles de sujets humains, qui sont recalées par la méthode des axes principaux. Ils fournissent les distributions probabilistes spatiales, qui représentent la variabilité des structures du cerveau, et qui peuvent être réajustées pour des sujets additionnels.
- ✓ D. Z. Pham [124] propose une version améliorée de l'algorithme AFCM (adaptive FCM), qui consiste à rajouter à la fonction objective un terme additionnel, qui contraint les fonctions membres à être spatialement lisses. D'après l'auteur, cet algorithme est robuste vis-à-vis des artefacts d'inhomogénéités d'intensité, du bruit, mais aussi à d'autres.
- ✓ M. Desco et all [64] présentent une méthode automatique pour la segmentation d'une base de données multidimensionnelles. Cette méthode utilise l'algorithme EM pour estimer les fonctions de densité de probabilités des pixels du cerveau, supposées être un mélange de gaussiennes, et les techniques des champs de Markov, pour ajouter des connaissances a priori.
- ✓ J. K. Fwu et all [75] présentent une méthode de segmentation, basée sur l'algorithme TS (Tree Structure), combinée à la procédure ICM. L'algorithme TS fournit le mécanisme pour choisir initialement les centres de classes, qui seront utilisés pour l'initialisation de l'algorithme ICM.
- ✓ M. Brejl et all [22] proposent une méthodologie pour la segmentation automatique d'images, basées sur un modèle. L'information nécessaire est dérivée à partir d'une classe d'apprentissage, et présentée sous forme d'exemples de segmentation. La classe d'apprentissage est utilisée pour construire deux modèles, représentant la forme des objets et l'apparence des bords. Pour localiser automatiquement l'objet d'intérêt, ils utilisent la transformée de Hough.
- ✓ J. C. Rajapakse et all [132] présentent une méthode de détection de l'activation, à partir d'IRMf. Ils présument que la forme de l'activation du cerveau forme des MRFs, pour incorporer l'information contextuelle.

- ✓ K. Held et all [83] proposent une méthode automatique de segmentation d'IRM cérébrales, utilisant les champs de Markov, et qui introduit des caractéristiques importantes, telles que la distribution non paramétrique des intensités des niveaux de gris (décrite par la fenêtre de Parzen), la corrélation entre tissus et les inhomogénéités du signal.
- ✓ Y. A. Kovalex et all [99] présentent une méthode d'analyse de texture d'IRM, basée sur les matrices de cooccurrence étendues, et combinant l'intensité des niveaux de gris, le gradient et l'anisotropie de l'image.
- ✓ S.V. Raman et all [134] proposent une méthode de segmentation des tissus cérébraux, basée sur l'opérateur Laplacien de la gaussienne (LOG). Cet opérateur a l'avantage de fournir des contours fermés, avec relativement peu de faux contours aux échelles grossières. Elle commence à partir d'une échelle grossière, vers des échelles de plus en plus fines, en utilisant une fonctionnelle de similarité.
- ✓ M. S Atkins et all [5] proposent une méthode automatique pour segmenter des IRMs cérébrales. La méthode emploie des techniques de traitement d'images, basées sur le filtrage anisotrope, les contours actifs et des connaissances a priori.
- ✓ A. Chakraborty et all [32] proposent une méthode coopérative de segmentation, qui intègre l'approche contours et l'approche régions, en utilisant la théorie des jeux.
- ✓ T. Taxt et all [153] présentent une méthode d'estimation des tissus cérébraux, en utilisant une technique d'apprentissage, ayant pour but de faire une bonne estimation du modèle de densité de probabilités.
- ✓ G. Gallo et all [76] présente une méthode de segmentation des contours du cerveau. Pour cela, ils appliquent le filtrage anisotrope de Perona et Malik à l'image, puis la technique de suppression des non-maxima à l'image du gradient, suivie d'un seuillage par hystérésis.

2.2.2. Segmentation avec pathologies

La littérature est riche en méthodes de segmentation de structures cérébrales normales, mais peu de méthodes concernent les pathologies [100][101]. Force est de constater que ces méthodes, initialement conçues pour les structures saines, trouvent leurs limites, dès qu'une pathologie vient désorganiser l'agencement structurel, et altérer les valeurs radiométriques des tissus cérébraux. Les méthodes dédiées à la détection de tumeurs cérébrales en sont encore à un stade exploratoire, et les quelques techniques publiées à ce jour souffrent d'un manque de robustesse, de précision, et nécessitent dans leur majorité une interaction manuelle.

La plus grande partie de cette littérature traite de la segmentation de tumeurs cérébrales [144], ensuite à un degré moindre de la sclérose en plaques, mais très peu d'accidents cérébraux [87][119]. Les méthodes traitants de la segmentation des tumeurs

cérébrales se divisent en deux classes : celles qui se fondent sur une approche « données », et celles qui se fondent sur une approche « modèle ».

Là aussi, nous présentons un état de l'art succinct des méthodes de segmentation d'IRM cérébrales avec pathologies.

Etat de l'art

- ✓ A. K.W. Law et all [104] présentent une méthode d'extraction de contours d'une tumeur. A partir d'une image initiale sur laquelle a été fait un tracé approximatif de la tumeur par un radiologiste, une déformation par modèles déformables permettra d'affiner le contour, qui servira de contour initial à la prochaine coupe.
- ✓ C. Pollo et all [129] proposent une méthode de segmentation des structures du cerveau, en présence de lésions, en trois étapes:
 - recalage affine pour mettre en correspondance les cerveaux de l'atlas et du patient ;
 - ensemencement (introduction) d'une tumeur synthétique dans l'atlas du cerveau, ce qui fournira un modèle pour la lésion ;
 - déformation de l'atlas ensemencé, en combinant une méthode dérivée du flux optique et un modèle de croissance de région.
- ✓ A. Bardera et all [13] proposent une méthodologie pour l'aide au diagnostic d'AVC aigu, basée sur le recalage d'images DWI (pondérées en diffusion) et PWI (pondérées en perfusion).
- ✓ S.A. Hojjatoleslami et all [85] présentent un algorithme de croissance de régions pour la segmentation d'importantes lésions dans des IRM de cerveau, pondérées en T1. Cet algorithme utilise un critère de similarité de niveau de gris, pour accroître la région, et un critère de taille pour prévenir le dépassement, à l'extérieur de la lésion.
- ✓ G.D. Phocion et all [67][68] présentent une méthode automatique d'extraction des lésions de scléroses en plaques, à partir de multi séquences MRI (T1, T2, T2/Flair, densité de protons). La segmentation se fait par un algorithme EM.
- ✓ S. Yu et all [164] proposent une méthode de segmentation des lésions de la matière blanche dans les IRM, pondérées en T1. Les lésions sont segmentées par la méthode d'analyse en composantes principales.
- ✓ N. Moon et all [117] proposent de segmenter les tissus du cerveau, en présence de tumeur d'IRM 3D. Ils présentent pour cela l'extension de Van Lemput de l'algorithme EM.
- ✓ M. C. Clark et all [46][47][48] proposent une méthode de segmentation des tumeurs du cerveau (en particulier les glioblastoma multiformes), guidée par connaissances, et utilisant une information floue. La segmentation de chaque coupe, selon les 3 modalités (T1, densité de proton, T2), se fait selon un algorithme FCM non supervisé.

- ✓ D. Rey et all [136] proposent une méthode automatique pour détecter des régions pathologiques, et suivre leur évolution dans le temps. L'aire qui correspond à une évolution temporelle significative est extraite, par seuillage de l'image du jacobien.
- ✓ W. Dou et all [66] proposent une méthode de fusion d'informations floues, pour extraire automatiquement les aires des tumeurs du cerveau, à partir d'IRM multi-spectrales (T1, densité de proton, T2). Ils modélisent les informations floues sur la tumeur par une fonction, selon les caractéristiques de chaque type d'images, et des connaissances à priori d'experts en radiologie. La segmentation du cerveau se fait en utilisant un champ aléatoire markovien.
- ✓ J. Né et all [119] proposent une méthode automatique de détection des AVC, sur des IRM de diffusion, basée sur des approximations d'histogrammes par des gaussiennes et une croissance de régions.
- ✓ A.S. Capelle et all [29] proposent une méthode automatique de segmentation d'IRM du cerveau pour la détection des tumeurs. La segmentation se fait sur le cerveau isolé, en utilisant le champ aléatoire de Markov et l'estimateur MAP.
- ✓ M. Matesin et all proposent une méthode pour la segmentation automatique d'images tomographiques de cerveaux présentant des AVC. Ils utilisent pour cela une croissance de régions, à partir de germes en régions de contraste uniforme, et un étiquetage basé sur des règles créées à partir d'informations, telles que le contraste, l'aire, le voisinage et la position par rapport à l'axe de symétrie.
- ✓ A. Usinskas et all [154] présentent différentes techniques pour la segmentation automatique d'images de cerveaux atteints d'AVC ischémiques, pour différentes modalités.
- ✓ L.M. Fletcher-Heath et all [72] présentent une méthode automatique de segmentation, permettant de séparer les tumeurs du cerveau, faiblement contrastées, des tissus sains, dans les IRM cérébrales, afin de suivre l'évolution de la tumeur, en utilisant 3 modalités (T1, T2, PD). Une segmentation initiale est réalisée, en utilisant un algorithme de groupement flou non supervisé (FCM), ensuite un domaine de connaissances intégrées et des techniques de traitement d'images contribuent à la segmentation finale.
- ✓ P. Anbeck et all [3] présentent une méthode automatique de segmentation des lésions de la matière blanche sur des IRM cérébrales. Pour cela, une technique de classification par les K plus proches voisins (KNN) est réalisée. Ensuite, une nouvelle image, appelée carte de probabilités, est construite, à partir de la probabilité des pixels, enfin, par application de différents seuils à cette carte de probabilités, différentes segmentations binaires des lésions de la matière blanche sont produites. Trois mesures de similarité sont calculées, pour évaluer les résultats et déterminer le seuil optimal.
- ✓ J. Grimaud et all [81] présentent différentes techniques d'analyse quantitative d'IRM cérébrales, dédiées au suivi de la sclérose en plaques.

- ✓ A.L. Martel et all. [114] présentent une méthode semi-automatique pour déterminer le volume d'un AVC, à partir d'IRM de diffusion. Un algorithme de seuillage adaptatif, incorporant des contraintes spatiales, est utilisé pour segmenter les images. Les relations entre pixels adjacents sont modélisées par un champ aléatoire de Markov, et la méthode ICM (iterative conditional mode) est utilisée pour trouver la solution optimale localement.
- ✓ J. Weinman et all [158] présente un modèle de segmentation, basé contours et régions, construit sur un espace-échelle non linéaire, et des contours actifs géométriques, qui capturent les différentes règles de segmentation, nécessaires à la segmentation des lésions.
- ✓ M. Kamber et all [95] développent et utilisent un modèle de probabilités des tissus cérébraux, pour la segmentation des lésions de sclérose en plaques, pour les IRM cérébrales. Ils font une comparaison empirique des performances de classifieurs en arbre, statistique (distance minimale et bayésienne) et de décision (basée sur des règles). En se basant sur l'IRM de sujets sains, le modèle fournit des probabilités a priori sur la distribution par unité de voxel, dans un espace cerveau 3D standard.
- ✓ M. C. Clark et all [48] présentent un système automatique, qui segmente et étiquette les tumeurs, de type glioblastoma-multiformes, dans les IRMs. Ces images, pondérées en T1 et T2, sont traitées par un système, qui intègre des techniques, basées sur des connaissances et sur l'analyse multispectrale. La segmentation initiale est réalisée par un algorithme de groupement non supervisé, alors que le centre de classe pour chaque classe est fourni à un système expert, qui extrait la région intracrânienne. L'analyse multispectrale d'histogramme sépare la tumeur suspectée du reste de la région intracrânienne, et l'analyse de la région est utilisée pour accomplir l'étiquetage final de la tumeur.
- ✓ B. Johnston et all [92] proposent une méthode de segmentation d'IRM 3D, utilisant la relaxation stochastique. Pour améliorer la segmentation des lésions de sclérose en plaques, ils utilisent un pré et un post traitement. L'étape de prétraitement consiste à corriger les inhomogénéités d'intensité, et à rehausser le contraste par filtrage homomorphique. Le post traitement consiste à appliquer un traitement morphologique et des techniques de seuillage, pour faire une segmentation intermédiaire, dans le but de développer un masque d'images, contenant la matière blanche et la lésion de sclérose en plaques. Cette image masquée est alors segmentée de nouveau par la technique de relaxation stochastique.
- ✓ P. A. Freeborough et all [73] proposent une fonction, discriminant la texture à partir d'IRMs cérébrales, pour le marquage diagnostic, et pour une mesure de progression de la maladie d'Alzheimer. La fonction de discrimination est une fonction linéaire, dépendant des paramètres de texture, obtenus à partir de la matrice de cooccurrence, et est établie par apprentissage sur un groupe de sujets sains et de sujets atteints de maladies.
- ✓ P.A. Bromiley et all [23] présentent une méthode de soustraction non-paramétrique, entre l'image avant et après injection d'un produit de contraste Gd DTPA, pour la mise en évidence de lésions sur des IRMs cérébrales.

- ✓ A. Grzesik et al [82] proposent une méthode de segmentation, basée sur l'histogramme, pour différencier entre les tissus sains et les tissus pathologiques, en combinant les imageries DWI (diffusion), PWI (perfusion) et clinique standard. Les tissus sont segmentés selon des caractéristiques, représentées par les histogrammes multidimensionnels. La localisation, l'extension et la structure des lésions ischémiques sont déterminées, et les valeurs moyennes des paramètres et des déviations sont comparées à celles de tissus in affectés.

2.2.3. Discussion et stratégie adoptée

Dans les images IRM, les variations locales des niveaux de gris, à l'intérieur d'une même région, ne sont pas négligeables. Les principales causes sont à la fois physiques, par la présence de bruit, et anatomiques, puisque les matières ne sont pas rigoureusement homogènes. Une détection de contours aboutit généralement à la détection de faux contours ou à la détection de contours non fermés, compliquant l'identification des frontières entre les différents tissus cérébraux, ou la reconnaissance des différentes régions. Les obstacles majeurs à la segmentation des tissus cérébraux proviennent de l'effet de volume partiel, et de l'hétérogénéité des niveaux de gris dans les régions. Au vu de ces considérations, il nous semble que la recherche de contours ne soit pas l'approche la plus adaptée à la segmentation des tissus cérébraux.

Les méthodes de classification de pixels n'utilisant que l'information de luminance pour séparer les objets, ne permettent pas, en IRM, de réduire au maximum les erreurs de classification, à cause de l'hétérogénéité des intensités. L'assertion « à chaque niveau de gris est associée une classe » pourrait se traduire par « chaque niveau de gris est associé à un type de tissu ». Or, du fait de la répartition des niveaux de gris, deux tissus différents peuvent générer la même intensité, et l'effet de volume partiel est suffisamment important pour fausser ces affirmations. On peut alors aisément comprendre tout l'intérêt de l'apport d'informations contextuelles, pour la segmentation des matières blanche et grise et du liquide céphalorachidien.

Les méthodes de croissance de région nécessitent des critères d'évolution, relatifs à des attributs, capables de discriminer les différentes régions.

Pour notre travail, notre choix s'est porté sur un modèle coopératif, à même d'utiliser des informations sur les discontinuités, et sur les critères d'homogénéités dans les structures cérébrales. Cette complémentarité nous semble intéressante, pour pouvoir segmenter la structure considérée de façon satisfaisante, et pour essayer de corriger les imperfections des images, dues aux artefacts.

Vu la complexité des images IRM cérébrales, une détection de contours seule ne peut faire ressortir les structures du cerveau. En effet, les artefacts qui affectent l'image vont engendrer une sur-segmentation, qui peut fausser la détection des structures ou des lésions du cerveau. Une extraction de régions ne peut donner à elle seule un bon résultat, de par la nature des tissus du cerveau, qui ne forment pas des régions homogènes au sens d'un critère de similarité. Notre choix s'est porté sur un système coopératif dynamique contours/régions, qui permettra, en utilisant un prétraitement approprié [131], d'arriver à deux cartes contours et régions, compatibles, qui ont été corrigées, au cours de la coopération, par les informations issues des deux détecteurs [35] à [45] [59].

2.3. Evaluation de la Segmentation

La segmentation est une étape essentielle en traitement d'image, car elle conditionne son interprétation. Plusieurs méthodes de segmentation ont été développées ces dernières décennies et les chercheurs ont ressenti le besoin d'avoir une mesure de qualité de la segmentation, permettant de l'évaluer, et de comparer entre elles la variété de procédures disponibles [12]. Mais comme on le sait, il n'existe pas une méthode de segmentation qui convient à tous types d'images, et chaque méthode est plus ou moins adaptée à un type particulier d'images. Le problème de l'évaluation est crucial, car il permet au chercheur de :

- ✓ Comparer les résultats d'une méthode de segmentation par rapport à d'autres ;
- ✓ Choisir l'algorithme le plus adéquat à son application, et régler ses paramètres, en fonction du problème à résoudre, car le paramétrage des algorithmes est un problème bien connu des traiteurs d'images.

Pour comparer de façon objective des méthodes de segmentation, il est préférable d'utiliser des images de synthèse, dont les contours et les régions sont parfaitement localisées ; mais de telles images ont l'inconvénient de ne pas reproduire toutes les situations possibles, et de ne pas tenir suffisamment compte de la réalité [117][118].

Les méthodes de mesure de la qualité de la segmentation qui existent actuellement peuvent être regroupées en trois grandes catégories :

- les techniques d'évaluation par un expert humain ;
- les techniques d'évaluation avec référence, où l'on fait appel à des images « vérité terrain », construites par un expert du domaine d'application ;
- les techniques d'évaluation sans référence, dans le cas où l'on ne dispose pas de « vérité terrain », et qu'il n'y a pas suffisamment d'informations a priori sur l'image [34].

Certaines techniques d'évaluation mesure un indice de «bonne qualité» de la segmentation, qui est d'autant plus élevé que la segmentation est bonne. D'autres, mesurent la « différence » entre l'image segmentée et l'image de référence, et dans ce cas cette différence est d'autant plus faible que la segmentation est bonne (proche de la référence). Mais en ce qui concerne la référence, elle ne peut être définie de façon unique, que si l'image initiale est simple.

2.3.1. Les différents types d'erreurs de segmentation [151]

Les erreurs qui peuvent être faites lors d'une segmentation sont de trois types : les erreurs de sur-segmentation , les erreurs de sous-segmentation et les erreurs de localisation.

- ❖ **Erreur de sur-détection :** Les algorithmes de segmentation peuvent affecter, à tort, des pixels à un contour ou à une région, alors que ceux-ci n'y appartiennent pas, on parle alors de sur-segmentation.

- ❖ **Erreur de sous-segmentation** : Lorsque la différence de niveau de gris (ou de couleur) entre deux régions voisines n'est pas très marquée, un certain nombre d'algorithmes de segmentation ne détectent pas le contour ou la région, donc certains pixels, appartenant à un contour ou à une région, ne seront pas pris comme tels ; on parle alors de sous-segmentation.
- ❖ **Erreur de localisation** : En détection de contour, le contour est défini par convention, quand deux régions homogènes se touchent, comme la limite ou la ligne de séparation (d'un pixel) entre ces deux régions. Lors de la segmentation, les pixels contours doivent être placés dans l'une ou l'autre des régions. Deux méthodes différentes de segmentation peuvent parfaitement localiser la limite désirée dans une image, mais pendant que l'une dessine le contour du côté sombre, l'autre le placera du côté plus clair. Les images contours obtenues sont évidemment différentes, et les pixels contour sont considérés comme mal classés, puisqu'ils ne sont pas à leur place réelle. Pour la segmentation en régions, nous savons que la plupart des algorithmes de croissance de régions ont du mal à s'arrêter exactement à la frontière des objets, donc les pixels d'une région peuvent être attribués à tort à la région voisine, et donner ainsi des erreurs de localisation.

2.3.2. Evaluation visuelle [90][148]

L'évaluation visuelle est effectuée par un expert humain, qui est amené à regarder l'image initiale et l'image segmentée. Cette évaluation est très subjective, car elle dépend des critères utilisés par l'expert humain. Ces critères vont dépendre du domaine d'intérêt de l'expert et du but précis qu'il cherche à atteindre ; de plus, celui-ci a souvent une idée globale et approximative de l'image, et de ce qui doit être détecté. Cette évaluation dépendra de ce à quoi s'intéresse l'expert : objets, zones homogènes ou texturées, discontinuités, etc. L'évaluation visuelle est qualitative, elle permet de dire si un algorithme fonctionne, mais ne permet pas de comparer plusieurs algorithmes. Pour améliorer la qualité de cette évaluation, on peut faire appel à plusieurs experts, et ne considérer que les résultats cohérents. Certains auteurs ont fait une évaluation hybride, analytique et visuelle [15][31]

2.3.3. Evaluation de la segmentation en contours [126][151]

La plupart des algorithmes d'analyse d'images s'intéressent à la détection des contours. Un certain nombre d'algorithmes d'évaluation ont été fait dans ce sens, nous allons considérer ceux qui utilisent une référence, et ceux qui n'en font pas appel.

2.3.3.1. Evaluation avec référence [2][9][26][33][166]

On a défini des mesures qui calculent la différence entre, la position réelle du contour, et la position du contour sur l'image segmentée.

- ❖ **Critères de Fram et Deutsch** : Fram et Deutsch proposent deux critères P_1 et P_2 , qui servent à évaluer l'extraction d'un seul contour, dont on connaît la position exacte. Les calculs se font sur une zone de contour notée Z . Un contour est optimal, s'il a un pixel d'épaisseur.

Soient N_l le nombre de lignes de Z ;
 N_i le nombre de pixels de contour de Z , détectés dans l'image résultat (un seul est correct par ligne) ;
 N_e le nombre de pixels détectés en dehors de Z ;
 N_b le nombre de fausses détections dans Z (cas de 2 pixels par ligne) ;
 N_2 le nombre de lignes avec deux pixels dans Z .

$$P_1 = \frac{N_i}{N_i + N_b + N_e} \quad 2.1$$

Cet indice mesure la robustesse au bruit.

$$P_2 = \frac{N_i}{N_l - N_2} \quad 2.2$$

Cet indice vaut 1 s'il n'y a pas de lacune dans Z .

❖ **Mesure de Pelli et Mallah** : Ces chercheurs ont proposé deux indices :

- La moyenne du carré des distances des points contours, par rapport au contour idéal.

$$Moyd^2 = \frac{I_l}{I_A} \sum d^2(s) \quad 2.3$$

- La moyenne de la valeur absolue des distances des points contours détectés, par rapport au contour idéal.

$$Moyd = \frac{I_l}{I_A} \sum |d(s)| \quad 2.4$$

Où I_l et I_A sont les nombres de points contours, respectivement sur la carte de référence et la carte des contours.

❖ **Mesure de Abdou et Pratt** : C'est une méthode analytique, qui tient compte de connaissances a priori sur l'image. Abdou et Pratt analysent la performance des détecteurs de contours, avec un taux de probabilité de détection.

Soient N_i (respectivement N_v) le nombre de pixels de contours dans l'image résultat (respectivement dans l'image de référence).

$$N = \max(N_i, N_v)$$

$d(s)$ est la distance entre un pixel détecté comme contour, s est sa position correcte, et α un facteur d'échelle, tel que $0 < P_c < 1$.

$$P_c = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \frac{1}{1 + \alpha d^2(s)} \quad 2.5$$

Cette mesure est l'une des mesures les plus utilisées. Il a été montré qu'elle est sensible aux erreurs de sur-détection.

Straters et Gerbrands ont proposé une version modifiée de cet indice.

$$P_c = \begin{cases} \frac{1}{N_c} \sum_{s=1}^N \frac{1}{1 + \alpha d^2(s)} & \text{si } N_c > 0 \\ 1 & \text{si } N_c = 0 \end{cases} \quad 2.6$$

N_c est le nombre de pixels sous-segmentés.

- ❖ **Mesure hybride :** Cette mesure a été proposée par un groupe de chercheurs de l'université de Cordoba et de Granada ; elle combine la différence, pixel par pixel, entre le contour obtenu et celui théorique, avec une évaluation de chaque erreur, dépendant de l'évaluation par des observateurs humains.

On note *bit* une erreur de sur-segmentation, et *trou* une erreur de sous-segmentation.

La méthode utilise une fenêtre d'évaluation, centrée sur un pixel d'erreur, qui fournit le voisinage V de ce pixel central.

$$R = \sum_{bits} \frac{a(1 + b * n_b)}{1 + p * n_e + i_{bh} * n'_h} + \sum_{trous} \frac{c(1 + h * n_h)}{1 + i_{hb} * n'_b} \quad 2.7$$

- n_b = nombre de bits dans V moins l'erreur centrale;
- n_h = nombre de trous dans V moins l'erreur centrale;
- n'_b = nombre de bits, en contact direct avec le pixel d'erreur central;
- n'_h = nombre de trous, en contact direct avec le pixel d'erreur central ;
- n_e = nombre réel de pixels contour dans V ;

et les coefficients représentent :

- a, c : équilibre entre bits et trous, et l'échelle de la mesure ;
- b, h : amplification d'interaction entre les erreurs de même type ;
- p : atténuation de la proximité au contour, seulement pour les bits ;
- i_{bh}, i_{hb} : atténuation de l'interaction entre les différents types d'erreurs.

Ces coefficients ont été déterminés, en appliquant R à un modèle typique d'erreurs, ce qui a donné :

$$a = c = 1, \quad p = 1/3, \quad b = h = 1/2, \quad i_{bh}, i_{hb} = 2.$$

2.3.3.2. Evaluation sans référence [151]

❖ **Critères de Levine et Nazif** : Ces critères permettent d'évaluer deux types de contours :

- les contours séparant deux objets différents de l'image ; ils sont évalués par le contraste entre régions, de part et d'autre du contour.

Soit F un contour, m_i les intensités dans la région R_i , l_i la longueur de la frontière commune entre la région R_i et F .

Le contraste de Levine et Nazif est défini par :

$$C_j = \frac{|F_g - F_d|}{F_g + F_d} \quad 2.8$$

avec $F_g = \sum l_{ig}$, somme sur les régions situées à gauche de F ,
 $F_d = \sum l_{id}$, somme sur les régions situées à droite de F .

- les lignes qui traversent un objet, sans qu'il y ait une différence de niveau de gris (couleur) ou de textures ; elles sont évaluées par le gradient moyen le long de la ligne.

$$g_j = \frac{G}{\max - \min} \quad 2.9$$

G est le gradient moyen le long de la ligne,
 \max et \min sont respectivement les valeurs maximale et minimale de l'attribut (couleur ou intensité) de l'ensemble des pixels des régions bordant F .

Pour prendre en compte les deux types de contours, Levine et Nazif proposent la mesure suivante :

$$H = \frac{\sum_j l_j h_j}{\sum_j l_j} \quad 2.10$$

$$h_j = \begin{cases} g_j & \text{si } g_j > 3C_i \text{ et } C_i < \varepsilon \\ C_j & \text{sinon} \end{cases}$$

l_j la longueur du contour ;
 j parcourt l'ensemble des contours de l'image.

❖ **Mesure de Kitchen et Rosenfeld** : Cette mesure est fondée sur la cohérence locale des contours. Elle utilise deux critères de caractérisation des contours, qui sont la continuité et la minceur. Les contours sont supposés être générés par un détecteur de contour, de type gradient, suivi d'un seuillage, et la direction du gradient est supposée connue en chaque point.

La carte contour est évaluée par un score, qui est la moyenne des scores locaux, calculés en chaque point contour de l'image, en faisant une analyse sur un voisinage 3x3. Le score local E est obtenu par une combinaison linéaire entre un score pour la continuité C , et un score pour la minceur T locale (T).

$$E = \gamma C + (1 - \gamma)T \quad 2.11$$

Le critère de continuité est parfaitement satisfait ($C=1$) si, dans une direction perpendiculaire à la direction du gradient au pixel central, il y a deux pixels adjacents à ce pixel central. Le critère de minceur locale est totalement satisfait ($T=1$) s'il n'y a pas d'autres pixels contours dans le voisinage 3x3. Selon que ces deux conditions sont plus ou moins bien remplies, les deux scores prennent des valeurs dans l'intervalle $[0,1]$.

- ❖ **Mesure de Tan, Gelfand et Delp** : Ils proposent une mesure plus complexe que la précédente, en essayant de combiner des critères, liés à l'image initiale et à la structure locale des contours. La qualité de la carte contour est évaluée par une fonction coût $F(S)$, qui est la somme, pour tous les points de l'image, des coûts locaux $F(S,l)$:

$$F(S) = \sum_l F(S,l) \quad 2.12$$

l étant un point de l'image.

Chaque coût local est la somme pondérée de cinq facteurs coût locaux, qui sont : la dissimilarité (C_d), la courbure (C_c), le nombre de points contours (C_e), la fragmentation (C_f) et la minceur (C_m).

$$F(s,l) = \sum_i w_i C_i(S,l), i \in \{d, c, e, f, m\} \quad 2.13$$

- La dissimilarité caractérise la bonne localisation du contour, passant par le point l dans l'image. Elle mesure la dissimilarité $F(R_1, R_2)$ entre deux petites régions (R_1, R_2) , situées d'un côté et de l'autre de la structure locale du contour, passant par l . Cette mesure peut être simplement la moyenne des niveaux de gris de (R_1, R_2) ;

- Le facteur $C_c(S,l)$ affecte un coût à chaque point contour, en fonction de la courbure locale du contour passant par l . Cette valeur est d'autant plus grande que le contour est lisse et présente une faible courbure ;

- Le facteur $C_e(S,l)$ pénalise la détection d'un nombre excessif de points contour ;

- Le facteur $C_f(S,l)$ affecte un coût à chaque point contour, correspondant à une extrémité ; il avantage les contours fermés ;

- Le facteur $C_m(S,l)$ pénalise les contours épais. Un contour idéal a une largeur de 1 pixel.

Nous pouvons remarquer que seul le premier coefficient dépend de l'image initiale et de la carte contour, alors que les quatre autres dépendent uniquement de la carte contour.

2.3.4. Evaluation de la segmentation en régions [151]

Un certain nombre d'algorithmes d'évaluation de la segmentation ont été proposés, selon que l'on dispose ou pas d'une vérité-terrain.

2.3.4.1. Evaluation avec référence [126][166]

Soient I une image segmentée, constituée de régions $R_i, i = 1, \dots, N$ et V la référence, constituée de régions $V_j, j = 1, \dots, M$.

A_i est le nombre de pixels de la région R_i , et A le nombre total de pixels de l'image $A = \sum A_i$.

On note f un attribut de l'image (en général l'intensité).

Soient m_i et σ_i respectivement la moyenne et l'écart type de f dans la région R_i .

- ❖ **Mesure de Vinet** : Cette mesure ne suppose aucune connaissance a priori sur la correspondance entre les régions. Elle recherche les couples de régions, ayant le recouvrement maximal, et elle peut comparer deux cartes n'ayant pas le même nombre de régions.

$R = \{R_1, R_2, \dots, R_N\}$, l'ensemble des régions de l'image segmentée,
 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_M\}$, l'ensemble des régions de l'image de référence,
 $E_R = \{1, 2, \dots, N\}$, l'ensemble des étiquettes de l'image segmentée,
 $E_V = \{1, 2, \dots, M\}$, l'ensemble des étiquettes de l'image de référence.
 Pour calculer la distance entre R et V :

On construit une table de superposition des étiquettes entre deux segmentations, $T(R, V)$, formée des éléments t_{ij} , définie par :

$$T(R, V) = [card\{E_R^i \cap E_V^j\}, i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, M] \quad 2.14$$

$card\{E_R^i \cap E_V^j\}$ est le nombre de pixels étiquetés i dans R , en correspondance avec les pixels étiquetés j dans V .

- on calcule le nombre de pixels correctement appariés $C(R, V)$ comme la somme des recouvrements maximaux $card\{E_R^i \cap E_V^j\}$ sélectionnés dans l'ordre décroissant dans le tableau T , en éliminant les lignes et les colonnes des maximums déjà sélectionnés (un maximum au plus est accepté par ligne et par colonne) :

$$C(R, V) = [C_1, C_2, \dots, C_K] \quad \text{avec } C_1 = t_{i_1 j_1} > t_{ij}, \forall i \neq i_1 \text{ et } j \neq j_1$$

$$C_2 = t_{i_2 j_2} > t_{ij}, \forall i \neq i_2 \text{ et } j \neq j_2 \dots \dots$$

$$K = \min(M, N) \text{ est le nombre de}$$

couple de régions (R_i, V_j) .

La mesure de similarité s'écrit:

$$C_{Vinet} = \frac{A - \sum_k C_k}{A} \quad 2.15$$

Cette mesure a été utilisée par un grand nombre de chercheurs et demeure l'une des plus utilisées.

- ❖ **Mesure de Yasnoff** : Cette mesure permet non seulement de compter les pixels mal segmentés, mais de tenir compte de la position de ces pixels, en calculant la distance entre un pixel mal segmenté et la région à laquelle il appartient dans la référence

$$M_{Yasnoff} = \frac{100}{A} \times \sqrt{\sum d^2(s)} \quad 2.16$$

La sommation se fait sur les pixels mal segmentés, et d est la distance du pixel le plus proche de la région à laquelle il appartient.

- ❖ **Distance de Baddeley** : Cette distance tient compte de la position et de l'intensité du site s dans l'image. Soit une image d'intensité f : X → Y
Le sous-graphe de f est : $\Gamma_f = \{(s, y), s \in X, y \in Y \text{ et } y \leq f(s)\}$

La distance entre un point x × y et le sous-graphe de f est définie par :

$$d_s((s, y), \Gamma_f) = \inf [d((s, y), (s', y')), (s', y') \in \Gamma_f] \quad 2.17$$

Cette distance est seuillée, pour ne pas rechercher trop loin de y le minimum. La distance entre deux images f et g :

$$D^p(f, g) = \left[\frac{1}{A^2} \sum_{(s, y)} |d_B((s, y), \Gamma_f) - d_B((s, y), \Gamma_g)|^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad \text{avec } p \geq 1 \quad 2.18$$

Cette mesure a pour avantage de tenir compte de la localisation spatiale des pixels mal segmentés.

2.3.4.2. Evaluation sans référence

Ce type d'évaluation est fondé uniquement sur l'image segmentée, et cherche à quantifier la qualité de l'image, à partir d'attributs, tels que l'uniformité, le contraste, etc.

- ❖ **Critère d'uniformité intra-région de Levine et Nazif** : Il est basé sur la somme des variances des régions. Il est donné par :

$$NU = 1 - \sum_i \sum_{s \in R_i} \left[f(s) - \frac{1}{A_i} \sum_{s \in R_i} f(s) \right]^2 = 1 - \sum_i \frac{\sigma_i^2}{C} \quad 2.19$$

f est l'intensité du pixel s ou un autre attribut (couleur, texture...)

C est un facteur de normalisation, égal à la variance maximale :

$$\sigma_{\max}^2 = \frac{(f_{\max} - f_{\min})^2}{2}$$

On peut pondérer chaque région par son nombre de pixels.

❖ **Contraste inter-région de Levine et Nazif :**

Soit $C_{ij} = \frac{|m_i - m_j|}{m_i + m_j}$ le contraste entre deux régions R_i et R_j .

Le contraste de la région R_i est :

$$c_i = \sum_{R_j} p_{ij} c_{ij} \quad 2.20$$

Les R_j sont les régions adjacentes à R_i , et $p_{ij} = \frac{l_{ij}}{l_i}$ est le rapport de la longueur de

la frontière commune entre R_i et R_j sur le périmètre de R_i .

Le contraste global s'écrit :

$$c_g = \frac{\sum_{R_i} w_i c_i}{\sum_{R_i} w_i} \quad 2.21$$

w_i est un poids associé à chaque région, que l'on peut prendre comme l'aire de la région R_i .

❖ **Contraste de Zeboudj :** Cet indice prend en compte le contour intérieur et le contraste extérieur aux régions, mesurés sur un voisinage $W(s)$ du pixel s .

Soit $c(s, t) = \frac{|f(s) - f(t)|}{L - 1}$ le pixel entre s et t , avec f représentant l'intensité, et L le maximum des intensités.

Le contraste intérieur d'une région R_i est :

$$I_i = \frac{1}{A_i} \sum_{s \in R_i} \max\{c(s, t), t \in W(s) \cap R_i\} \quad 2.22$$

Le contraste extérieur d'une région R_i est :

$$E_i = \frac{1}{l_i} \sum_{s \in F_i} \max\{c(s, t), t \in W(s), t \notin R_i\} \quad 2.23$$

F_i est la frontière de R_i et l_i la longueur de F_i .

Le contraste de R_i est :

$$C(R_i) = \begin{cases} 1 - \frac{I_i}{E_i} & \text{si } 0 < I_i < E_i \\ E_{ii} & \text{si } I_i = 0 \\ 0 & \text{sin on} \end{cases} \quad 2.24$$

Le contraste global s'écrit:

$$C_g = \frac{1}{A} \sum_i A_i \cdot C(R_i) \quad 2.25$$

- ❖ **Mesure de dissimilarité de Liu et Yang :** Ce critère est utilisé pour évaluer des images couleur. Il est basé sur la couleur moyenne des régions dans l'espace RGB, le nombre de régions, l'aire des régions.

Critère de dissimilarité :

$$\frac{1}{1000 \times A} \sqrt{N} \sum_{i=1}^N \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}} \quad 2.26$$

e_i est la somme des distances euclidiennes entre les vecteurs couleurs des pixels de la région R_i et le vecteur couleur attribué à la région R_i dans l'image segmentée.

- ❖ **Critère de Borsotti :** Ce critère est une amélioration du critère de Liu et Yang, qui donne un mauvais résultat, si les images contiennent trop de régions, ou que les régions sont non homogènes en couleur.

$$C_{Borsotti} = \frac{1}{1000 \times A} \sqrt{N} \cdot \sum_{i=1}^N \left(\frac{e_i^2}{1 + \log A_i} + \frac{R^2(A_i)}{A_i^2} \right) \quad 2.27$$

$R(A_i)$ est le nombre de régions ayant une aire égale à A_i .

2.3.5. Evaluation des images seuillées [166]

Parfois les images que l'on utilise ne sont pas segmentées en contour ou en régions, mais seuillées (images binarisées). Il serait intéressant d'avoir des algorithmes d'évaluation qui permettent de choisir les seuils les plus adéquats.

2.3.5.1. Mesure de forme

Pour évaluer plusieurs algorithmes de seuillage, Sahoo et al proposent la mesure suivante :

$$SM = \frac{1}{C} \left\{ \sum_{(x,y)} Sgn[f(x,y) - f_{N(x,y)}] g(x,y) Sgn[f(x,y) - T] \right\} \quad 2.28$$

$f_{N(x,y)}$ est la moyenne de niveau de gris f sur un voisinage $N(x,y)$,

$g(x,y)$ est la valeur du gradient,

T est la valeur du seuil utilisée pour la segmentation,

C est un facteur de normalisation, Sgn est la fonction signe.

2.3.5.2. Mesure d'entropie

L'uniformité intra-région peut être mesurée, par entropie locale d'ordre supérieur, en utilisant la théorie de l'information. Pal et Pal ont proposés une méthode qui maximise l'entropie locale du second ordre de l'objet et du fond. Cette entropie H^2 pour un seuil T est donnée par :

$$H^2(T) = -\sum_{i=0}^T \sum_{j=0}^T p_{ij} \ln p_{ij} \quad 2.29$$

p_{ij} est la probabilité d'occurrence de la pair (i,j) entre l'objet et le fond.

Cette entropie a été utilisé par Pal et Bhandari pour évaluer les performances des résultats d'une segmentation.

2.3.5.2. Mesure de probabilité

Weszka et Rosenfeld ont mesuré la différence, entre l'image « idéale » et l'image seuillée. Il suppose que l'image consiste en un ensemble d'objets et un fond, ayant chacun une distribution de niveaux de gris spécifique. Ils ont calculé, pour un seuil donné, la probabilité de mauvaise classification d'un pixel objet comme fond, et vice-versa. Cette probabilité peut être utilisée pour évaluer des algorithmes de seuillage.

Une mesure PE basée sur le même principe a été proposée. Pour un problème a deux classes, elle est donnée par :

$$PE = P(O) \times P(B/O) + P(B) \times P(O/B) \quad 2.30$$

$p(B/O)$ est la probabilité d'erreur de classification de l'objet comme fond,

$p(O/B)$ est la probabilité d'erreur de classification du fond comme objet,

$p(O)$ et $p(B)$ sont respectivement les probabilités a priori de l'objet et du fond.

Cette mesure peut être étendue, pour mesurer pour quelle fraction, les pixels de l'objet segmenté sont effectivement des pixels de l'objet, pour être appliquée à l'évaluation de la segmentation.

2.3.5.2 Mesure basée sur les valeurs de caractéristiques des objets segmentés

L'ultime but de la segmentation d'image, dans le contexte de l'analyse d'image, est la mesure des caractéristiques de l'objet. La précision de ces mesures, obtenues à partir de l'image segmentée et de l'image de référence, fournit une mesure très utile.

Zhang propose une telle mesure, qu'il appelle *UMA* (ultimate mesure accuracy), ou UMA_f quand elle est associée à une caractéristique f . Soient R_f la valeur de la caractéristique, obtenue à partir de l'image de référence, et S_f la valeur de la caractéristique, mesurée à partir de l'image segmentée. La valeur absolue de l' UMA_f que l'on note $AUMA_f$, et la mesure relative de UMA_f , notée $RUMA_f$ sont définies comme suit :

$$AUMA_f = |R_f - S_f| \quad 2.31$$

$$RUMA_f = \frac{|R_f - S_f|}{R_f} \times 100\% \quad 2.32$$

Ces deux mesures peuvent être utilisées, en considérant différentes caractéristiques de l'objet. Ces caractéristiques peuvent être densitométriques, statiques ou géométriques. Comme exemple de paramètres géométriques, nous pouvons citer la surface, le périmètre, l'excentricité, le facteur de forme, etc. Parmi toutes celles-ci, la surface est la plus souhaitable.

Discussion

La segmentation n'est pas une fin en soi, mais elle conditionne les étapes en aval. Une bonne segmentation mènera à une meilleure caractérisation, et une interprétation plus rigoureuse. Plusieurs algorithmes de segmentation ont été développés ces dernières années, mais le problème est de savoir choisir celui qui est le mieux adapté à une application donnée. Les chercheurs ont ressenti la nécessité d'évaluer et de classer ces algorithmes. Les méthodes d'évaluation permettent, entre autre, de comparer différentes techniques de segmentation entre-elles, mais aussi de régler les paramètres d'un algorithme donné.

L'indice de Pratt est l'une des mesures les plus utilisées, sans doute pour sa facilité de mise en œuvre, bien qu'elle soit sensible aux erreurs de sur-détection et de localisation, et il est insensible à la forme des zones erronées. C'est la méthode que nous avons choisi pour évaluer les résultats obtenus par notre système.

Utilisées dans un contexte médical, les images IRM sont pour les médecins une source d'informations précieuse et conséquente, permettant l'analyse et le suivi des pathologies. En effet, ce type d'imagerie fournit, de façon non invasive, des représentations contrastées et de haute résolution de l'anatomie cérébrale, permettant ainsi son observation *in vivo*. Cependant, l'étude systématique et « manuelle » des clichés, qui se fait actuellement dans la plupart des hôpitaux, est longue et fastidieuse, et souffre de la variabilité d'interprétation des spécialistes. Ainsi, de nombreuses recherches ont été menées, afin d'automatiser l'analyse des images médicales, et la segmentation est l'un des plus importants centres d'intérêt des chercheurs.

Le contexte de notre étude repose plus particulièrement sur l'aide au diagnostic des accidents vasculaires cérébraux. Les résultats de cette étude peuvent être utilisés dans le diagnostic clinique ou pour le geste opératoire en neurochirurgie, de même que dans le suivi de pathologies cérébrales. L'objectif visé dans ce travail est de détecter l'AVC dans le cerveau, de procéder à son extraction, c'est-à-dire l'isoler des principales structures cérébrales, de le caractériser géométriquement [71], et de faire la mise en correspondance anatomo-fonctionnelle de l'AVC, pour identifier les aires fonctionnelles endommagées.

Notre problématique est donc de segmenter les AVC, à partir des images IRM cérébrales. Cette segmentation doit naturellement être reproductible, précise et fiable.

Après avoir passé en revue les stratégies de segmentation, avec leurs avantages et leurs inconvénients, de même que les méthodes de segmentation en IRM cérébrales, nous avons optés pour un système coopératif de segmentation 2D, basé sur une coopération régions-contours. Les raisons de ce choix sont dictées par sa simplicité, la dualité des méthodes de segmentation régions et contours, et par le fait que les coupes des images qui ont été mises à notre disposition ont des épaisseurs de 6mm, avec un gap de 1mm, et de ce fait, leur utilisation en 3D souffre d'un manque de précision, quand on doit travailler avec les voxels. La solution serait d'avoir un gap plus petit, mais dans ce cas, se pose le problème du temps d'acquisition qui s'allonge beaucoup, et qui pénalise aussi bien le patient, en cas d'urgence, que le temps d'utilisation de l'imageur (on passerait plus d'une heure avec un patient).

Les images qui nous ont été fournies par le service de neurologie de l'hôpital de Grenoble sont des images de sujets atteints d'AVC ischémiques.

Notre système est basé sur le synoptique de la figure 3.1.

3.1. Organigramme général de la méthode

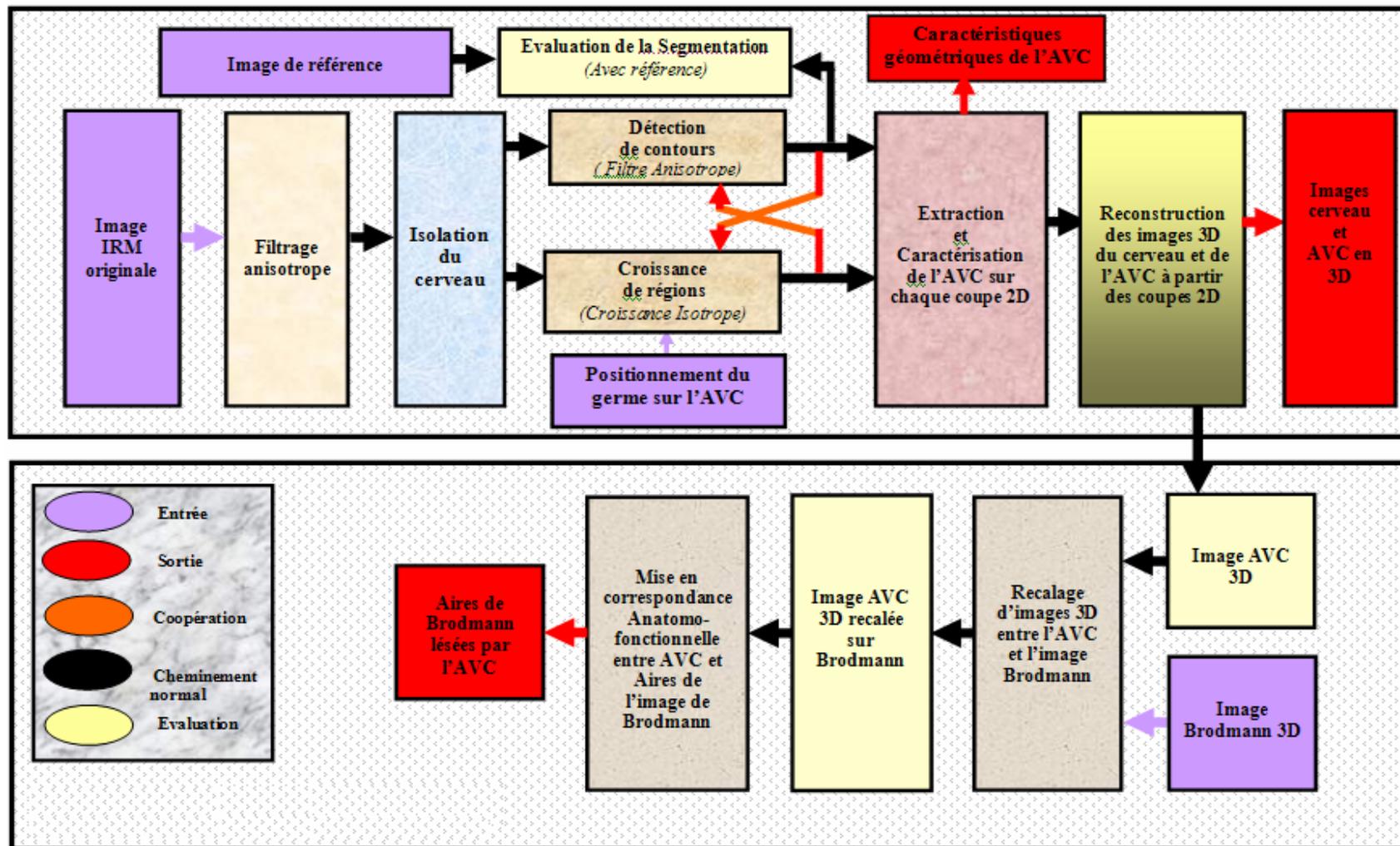


FIG 3.1 – Organigramme général du système proposé

3.2. Phase de Prétraitements

Dans notre travail, on s'intéressera à la réduction du bruit et au filtrage des images. L'objectif de cette opération est de réduire l'amplitude des variations d'intensité dans chaque région, tout en conservant les transitions entre régions adjacentes. Cette préoccupation apparaît dans les différentes approches de la segmentation, en particulier lors de l'emploi de techniques dérivatives.

Après le filtrage du bruit, une opération d'isolation du cerveau permettra de ne garder que l'information utile à la segmentation, et d'éliminer le reste, considéré comme sans intérêt. A l'issue de cette étape, la boîte crânienne et les méninges ainsi qu'un certain nombre d'artéfacts seront supprimés. Cette phase est nécessaire, afin d'éviter des erreurs de la segmentation, développée ultérieurement.

3.2.1. Réduction du bruit par Filtrage anisotrope [162][163][152][91][78][76][18]

On considère qu'une image RMN non dégradée $f(x,y)$ est affectée d'un bruit additif $n(x,y)$, et d'un biais multiplicatif $B(x,y)$, telle que :

$$g(x, y) = f(x, y)B(x, y) + n(x, y) \quad 3. 1$$

L'élimination du biais, qui est un bruit spécifique à la RMN, ne faisant pas partie de notre travail, on va s'intéresser au filtrage du bruit additif $n(x,y)$, à partir de l'image acquise $g(x,y)$.

Le problème du débruitage a suscité l'intérêt de nombreux chercheurs, et beaucoup de techniques ont été utilisées [120], allant des méthodes d'estimation du maximum à posteriori, aux méthodes de filtrage par statistiques robustes, aux transformées en ondelettes, aux méthodes basées sur les équations aux différences partielles (EDP). L'utilisation de ces dernières en analyse d'images, et plus particulièrement en imagerie IRM, a pris une grande importance ses dernières années.

L'idée de base est de déformer une image, une courbe ou une surface, avec une EDP, et d'obtenir les résultats escomptés, en trouvant la solution à cette équation. L'un des principaux avantages de l'utilisation des EDP est qu'elles considèrent l'analyse d'image comme un domaine continu, simplifiant le formalisme du modèle, qui devient indépendant de l'utilisation de la grille dans un problème discret.

Parmi les méthodes basées sur les EDP, et du fait de leur capacité de préservation de la structure, les EDP non linéaires sont communément utilisées pour le débruitage des images. Dans cette famille de filtres, on trouve les méthodes basées sur la diffusion anisotrope. Etant donnée l'importance accordée par de nombreux auteurs à cette technique, qui s'adapte bien aux images IRM, nous allons voir dans la section suivante l'intérêt qu'apporte la diffusion anisotrope dans cette modalité d'imagerie.

3.2.1.1. Principe de base

Ce filtrage s'inscrit dans la lignée des filtres EPSF (Edge Preserving Smoothing Filtering), à savoir qu'ils filtrent les régions homogènes, tout en préservant les contours des objets.

Le principe de base du filtrage isotrope est d'effectuer un lissage uniforme, de la même façon, pour toutes les parties de l'image (zones bruitées, zones homogènes ou non), sans tenir compte d'aucunes informations ; ce type de lissage est de type homogène. Par contre, le filtrage anisotrope consiste à effectuer un lissage, dans les parties de l'image présentant une certaine homogénéité, mais à le stopper au niveau des frontières des objets. Puisque notre but est de détecter les contours de la lésion AVC, il est impératif de ne pas perturber ces contours lors des prétraitements que l'on applique sur l'image, mais au contraire de les accentuer, ou de les mettre en évidence.

En physique, le phénomène de la diffusion équilibre les différences de concentration, sans modification de la masse générale. L'idée consiste à appliquer ce phénomène au traitement d'image.

On va identifier localement la concentration du niveau de gris d'un pixel s pour une image $I(s)$. Mathématiquement on exprime la propriété d'équilibrage des concentrations par la loi de *FICK*:

$$J(s) = -C(s) \times \nabla I(s) \quad 3.2$$

Avec :

J	: Flux.
C	: Coefficient de diffusion.
∇	: Opérateur de Gradient.
I	: Image.

Par ailleurs, l'équation de la conservation de la quantité de matière est donnée par :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -div[I(s)] \quad 3.3$$

Avec :

div	: Opérateur de divergence.
t	: temps
I	: Image.

D'après la loi de *FICK* (équation 3.2), et en remplaçant $J(s)$ par son expression dans l'équation de la conservation de la quantité de matière (équation 3.3), on obtient l'équation (3.4) de diffusion, souvent appelée équation de la diffusion de la chaleur:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = div[C(s) \times \nabla I(s)] = \frac{\partial}{\partial t} [C(s) \times \nabla I(s)] \quad 3.4$$

Avec :

C : Coefficient de diffusion.
 ∇ : Opérateur de Gradient.

Le coefficient de diffusion $C(s)$ permet de contrôler l'intensité (ou le degré) de lissage (ou de diffusion) sur l'image $I(s)$. La solution de l'équation (3.4) dépend du coefficient de diffusion :

- ❖ S'il dépend du gradient de l'image : la diffusion est de type anisotrope ;
- ❖ S'il est constant, la diffusion est de type isotrope.

Jusque là, la convolution de l'image par une gaussienne (diffusion isotrope) n'introduit pas de nouveauté, elle présente le défaut de lisser uniformément toute l'image, et notamment de brouiller les contours (effet de floue).

3.2.1.2. Diffusion anisotrope du second ordre

❖ Modèle de PERONA et MALIK [122]

PERONA et *MALIK* proposent de faire varier le lissage, en faisant varier le coefficient de diffusion localement, ce qui donne une diffusion homogène du lissage par région, c'est alors la diffusion anisotrope. Ils modifient l'équation de diffusion pour faire de la diffusion anisotrope. Cette modification est fondée sur les principes suivants :

- Diffusion et homogénéisation maximale loin des contours ;
- Diffusion minimale au niveau des contours.

En faisant varier le coefficient de diffusion, celui-ci dépendra de la force des gradients, exprimés par leurs amplitudes. On aboutit à une nouvelle équation (3.5) :

$$\begin{aligned} \frac{\partial I}{\partial t} &= \text{div}[C(s) \times \nabla I] = \frac{\partial}{\partial t}[C(s) \times \nabla I] \\ &= \frac{\partial}{\partial t}[C(s)] \times \nabla I + C(s) \times \frac{\partial}{\partial t}[\nabla I] \\ &= \nabla C(s) \times \nabla I + C(s) \times \Delta I \end{aligned} \quad 3.5$$

Avec :

div : Opérateur de divergence.
 C : Coefficient de diffusion.
 ∇ : Opérateur Gradient.
 Δ : Opérateur Laplacien.
 I : Signal ou Image.
 t : Temps.

Comme estimateur de présence des contours, ils utilisent la norme du gradient :

- Un gradient élevé représente une forte probabilité de présence d'un contour ;
- Un gradient faible représente une faible probabilité de présence d'un contour.

Suivant ce principe, ils définissent :

$$C(s) = g(\|\nabla I(s)\|) \quad 3.6$$

Avec :

g : Fonction non linéaire.

Pour trouver une solution à l'équation (3.5), de nombreuses fonctions ont été proposées, chacune correspondant à un critère de stabilité et de rapidité de convergence.

PERONA ET MALIK proposent les deux fonctions (3.7) et (3.8). La première convient pour la préservation de l'amplitude des gradients, la seconde pour la forme des régions :

$$C(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{k}\right)^2} \quad 3.7$$

$$C(s) = \exp\left[-\left(\frac{s}{k}\right)^2\right] \quad 3.8$$

Le coefficient k caractérise l'amplitude des gradients :

- pour des valeurs de gradient très inférieures à k , la diffusion sera très faible, car la zone sera considérée comme déjà lisse ;
- pour des valeurs très supérieures à k , la diffusion sera interdite, car on considère qu'il y a présence d'un contour que le filtrage devra préserver.

Perona et Malik ont montré que ce modèle améliore les performances du filtre de Canny à détecter les contours des objets dans une image bruitée.

❖ **Modèle de WEICKERT [157]**

Il propose d'utiliser une diffusion tensorielle, afin de régulariser le modèle de Perona & Malik, et d'obtenir une plus grande rapidité de convergence. *WEICKERT* propose la fonction ci-dessous comme résolution de l'équation :

$$C(s) = 1 - \exp\left(-\frac{C_m}{\left(\frac{s}{k}\right)^m}\right) \quad 3.9$$

Avec :

- m : Paramètre de convergence.
 k : Coefficient d'amplitude de gradient.

Ces deux modèles ont été implémentés, et donnent des résultats très intéressants, dans le cas des images médicales, et plus particulièrement pour les images IRM. Cependant, ils présentent l'inconvénient de générer un effet de blocs (ou d'escaliers) (blocky en anglais) dans les régions lissées, ce qui peut générer de faux contours, durant la phase de segmentation. Ces effets peuvent être évités en utilisant une diffusion anisotrope du 4^{ème} ordre.

3.2.1.3. Diffusion anisotrope du 4^{ème} ordre : Modèle de You et Kaveh [133][161]

Dans les toutes dernières années, un certain nombre d'auteurs ont proposés la diffusion anisotrope du 4^{ème} ordre, pour la détection de contours et le débruitage des images, avec l'idée qu'elle soit plus performante que celle du 2^{ème} ordre. Deux raisons le laisse croire :

- En premier, la diffusion linéaire du 4^{ème} ordre des oscillations, en hautes fréquences, est plus rapide que la diffusion du 2^{ème} ordre ;
- Il y a la possibilité d'avoir des schémas qui incluent les effets de courbure dans les dynamiques, en créant une catégorie plus riche de conduites fonctionnelles.

Cependant, la théorie des EDP non linéaires du 4^{ème} ordre est, de loin, moins développée que celle du 2^{ème} ordre.

Pour étudier cette méthode, considérons la fonctionnelle suivante, définie dans un espace d'images continues, dans un support Ω :

$$E(I) = \int_{\Omega} f(|\nabla^2 I|) d\Omega \quad 3.10$$

Où ∇^2 est l'opérateur Laplacien.

La fonction $f(\cdot) \geq 0$ et croissante, ce qui correspond à $f'(\cdot) > 0$.

La minimisation de la fonctionnelle est équivalente au lissage de l'image. Ceci est une forme spéciale du problème variationnel :

$$E(I) = \int_{\Omega} F(x, y, D_1 I, D_2 I, \dots, D_i I) dx dy \quad 3.11$$

Où

$$D_i(I) = \left[\frac{\partial^i I}{\partial x^i}, \frac{\partial^i I}{\partial y^j} \right]^T \quad 3.12$$

L'équation d'Euler équivalente s'écrit :

$$\sum D_i^T \left(\frac{\partial F}{\partial D_i I} \right) = 0 \quad 3.13$$

avec $D_i^T = -Di$ pour les dérivées d'ordre impair
 et $D_i^T = Di$ pour les dérivées d'ordre pair

You et Kaveh proposent la relation suivante

$$F(I_{xx}, I_{yy}) = f(|\nabla^2 I|) = f(|I_{xx} + I_{yy}|) \quad 3.14$$

Ce qui donne les dérivées suivantes :

$$\frac{\partial F}{\partial I_{xx}} = \frac{\partial F}{\partial I_{yy}} = f'(|\nabla^2 I|) \text{Sign}(\nabla^2 I) \quad 3.15$$

Où

$$\text{Sign}(s) = \begin{cases} -1 & \text{si } s < 0 \\ 0 & \text{si } s = 0 \\ +1 & \text{si } s > 0 \end{cases} \quad 3.16$$

L'équation d'Euler devient alors

$$\nabla^2 \left[f'(|\nabla^2 I|) \text{Sign}(\nabla^2 I) \right] = \nabla^2 \left[f'(|\nabla^2 I|) \cdot \frac{\nabla^2 I}{|\nabla^2 I|} \right] = 0 \quad 3.17$$

Si on définit

$$\frac{\nabla^2 I}{|\nabla^2 I|} \Big|_{\nabla^2 I=0} = 0 \quad \text{et si} \quad C = \frac{f'(s)}{s} \quad 3.18$$

L'équation 3.17 devient alors

$$\nabla^2 [C(|\nabla^2 I|)\nabla^2 I] = 0 \quad 3.19$$

Cette nouvelle équation d'Euler se résout par la procédure de descente de gradients, et on obtient :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\nabla^2 \left[f'(|\nabla^2 I|) \frac{\nabla^2 I}{|\nabla^2 I|} \right] = -\nabla^2 [C(|\nabla^2 I|)\nabla^2 I] \quad 3.20$$

L'image observée est la condition initiale, et la solution est obtenue quand $t \rightarrow \infty$. Cependant, on peut arrêter l'évolution du temps, pour avoir un compromis optimal, entre le filtrage du bruit et la détection de contours.

Discussion

A travers cette section, nous avons présenté la diffusion anisotrope, qui se présente comme un outil de filtrage et de réduction de bruit très performant, et assez simple, autant au niveau de son utilisation que de son implémentation. Sa supériorité sur les filtres gaussiens classiques est incontestable, dans la mesure où elle réussit à conserver des contours très nets.

Il apparaît clairement que cette nouvelle voie est riche de résultats et de promesses, pour mener à bien et pour traiter de manière bien plus stable et plus formalisée, une large classe de problèmes dans le domaine des IRM.

A partir des travaux de Perona et Malik, d'autres recherches ont été effectuées, pour optimiser les résultats de la diffusion anisotrope, en optimisant le coefficient de diffusion. Nous avons, pour notre part, opté pour la méthode de You et Kaveh, rentrant dans les filtres du 4^{ème} ordre.

Les résultats intéressants obtenus par cette méthode, nous permettent de rendre possible son intégration, dans un processus de segmentation, dédiée aux IRM cérébrales.

3.2.2. Isolation du cerveau par morphologie mathématique

L'objectif de cette étape est d'isoler le cerveau, essentiellement composé de matière blanche, de matière grise et de liquide céphalo-rachidien, des autres éléments présents sur les coupes. En d'autres termes, ce processus vise à éliminer le fond, la peau, la graisse, les os et le sang. L'intérêt d'un tel prétraitement est triple :

- D'une part, il permet de réduire considérablement la zone de travail, lors des traitements ultérieurs, et donc, de réduire le volume des données à traiter, et ainsi d'améliorer la qualité des résultats obtenus ;

- D'autre part, travaillant sur une région d'intérêt, ces traitements sont plus performants car plus ciblés, et moins perturbés par des informations pouvant être considérées comme du bruit ;
- En outre, il diminue la complexité calculatoire (en temps et en espace).

Dans le cas particulier du traitement de cerveaux présentant une tumeur, il est essentiel que ce processus préserve la zone pathologique. Bien que les méthodes d'extraction du cerveau proposées dans la littérature soient nombreuses, la majorité d'entre elles traite uniquement de cerveaux sains. Ayant montré leur efficacité sur des cerveaux sains, aucune d'elles n'est adaptée au traitement de cerveaux pathologiques. En nous inspirant des travaux d'Atkins [5], nous proposons une méthode d'extraction du cerveau adaptée à ces cas particuliers.

3.2.2.1. Description de la méthode

La méthode proposée est basée sur le synoptique de la figure 3.2. Elle consiste à définir un masque des régions d'intérêt. Pour ce faire, nous proposons les étapes suivantes.

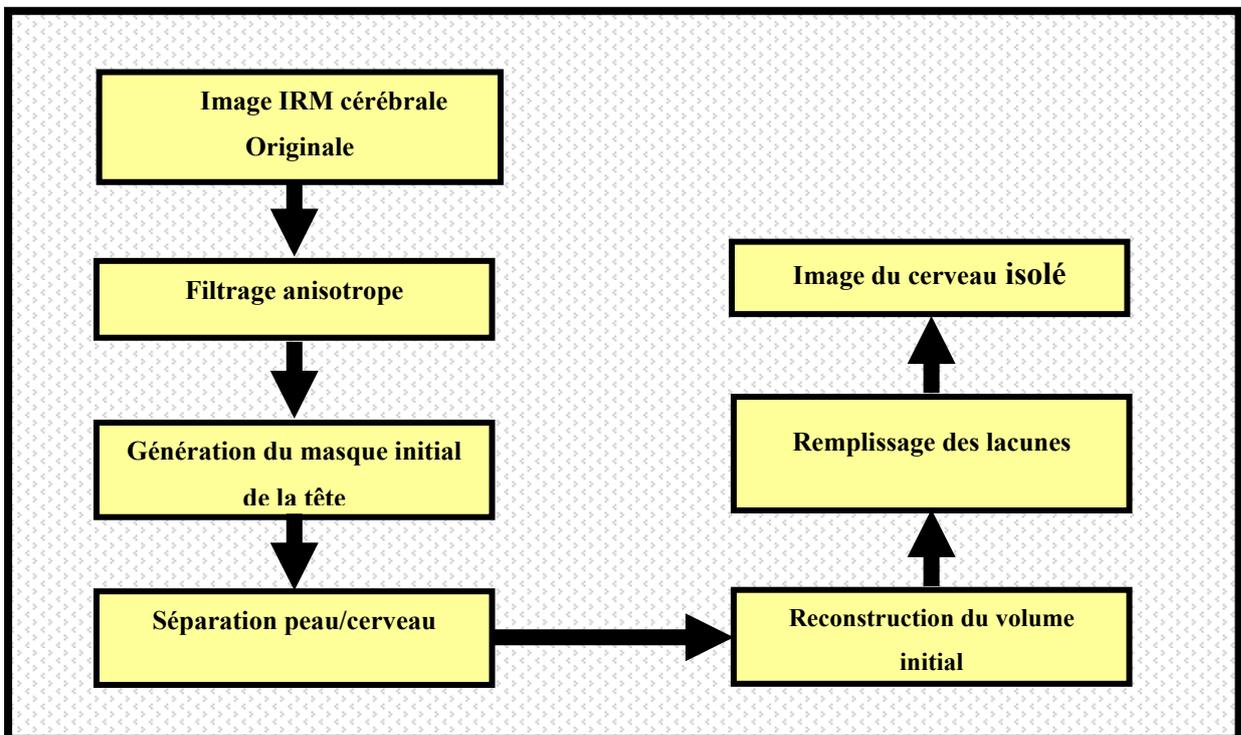


FIG. 3. 2 – Organigramme de l'isolation du cerveau

❖ Image IRM cérébrale originale

Les images utilisées sont en modalités T2, Flair ou en diffusion, issues d'un imageur 1,5T, d'un sujet atteint d'un AVC. Afin de suivre les différentes étapes de la méthode, nous utilisons une IRM type, qui nous permet de voir le résultat de chaque étape. Soit I_{Org} l'image originale.

❖ Filtrage du bruit par diffusion anisotrope

Pour faciliter les opérations de morphologie mathématique dans les étapes suivantes, une élimination du bruit avec conservation des contours des structures du cerveau et des éventuelles lésions, est nécessaire. On utilisera donc un filtrage par diffusion anisotrope, définie dans le paragraphe 3.3.1. On obtient l'image I_{Diff} .

❖ Obtention d'un masque initial de la tête par seuillage

Le masque initial de la tête est généré grâce à un seuillage. Il s'agit de supprimer le bruit de fond, et de permettre la séparation de la tête du fond de l'image. L'opération consiste en fait à faire une binarisation de l'image I_{Diff} , telle que :

$$I_{Bin}(\vec{x}) = \begin{cases} 0 & \text{si } I_{Diff}(\vec{x}) < S \\ 255 & \text{si } I_{Diff}(\vec{x}) \geq S \end{cases} \quad 3.21$$

Le seuil S a été déterminé pratiquement dans notre cas ($S=75$), cependant d'autres méthodes ont été proposées pour déterminer le seuil de binarisation automatiquement, mais celles-ci dépendent beaucoup de la modalité d'acquisition, qui peut donc fausser l'opération. La méthode proposée par Brummer [25] et reprise par Atkins [5], est fondée sur le fait que le bruit de fond d'une image IRM peut être modélisé par une distribution de Rayleigh. L'estimation de cette loi, par l'étude de l'histogramme du volume, fournit alors un seuil de suppression du bruit de fond, et permet donc de séparer la tête du fond de l'image. Cette opération provoque la création de trous à l'intérieur même de la structure « tête ». On obtient l'image I_{bin} .

❖ Érosion morphologique pour garantir la séparation peau/cerveau

La connexion entre le cerveau et la peau est un problème très fréquent en imagerie cérébrale. Pour garantir la séparation cerveau/peau, on applique une érosion sur l'image binaire I_{bin} , par un élément structurant B (disque de rayon 2 pixels), définie par :

$$I_{Ero}(I_{bin}) = \left\{ x \in I_{bin} \mid B_x \subseteq I_{bin} \right\} \quad 3.22$$

Où B_x : Représente l'élément structurant B de rayon 2 pixels centré en x .

Cette opération induit, bien évidemment, un élargissement des trous déjà existants (figure 3.7-3). On obtient I_{Ero} .

❖ Reconstruction du volume initial par dilatation morphologique

Pour compenser les pertes en surface du cerveau après l'érosion, et éliminer les petits points noirs se situant au milieu des parties blanches, nous appliquons une dilatation binaire sur l'image déjà érodée. La dilatation de l'image I_{Ero} par un élément structurant B est notée par :

$$I_{Dil}(I_{Ero}) = \{x | B_x \cap I_{Ero} \neq \emptyset\} \quad 3. 23$$

I_{Dil} correspond à l'ensemble des points x de I_{Ero} , tels que, au moins un des points de B_x est en contact avec I_{Ero} .

❖ Etiquetage par composantes connexes

A l'issue de l'étape précédente, le cerveau se présente comme la partie la plus importante en nombre de pixels blancs ; pour le conserver, on procède à un étiquetage en composantes connexes I_{Etq} , pour ne garder que la composante possédant la plus forte cardinalité, le reste sera marqué en noir.

❖ Remplissage des lacunes

La reconstruction du volume étant faite, relativement au résultat de l'étape 3, des lacunes ont fait leur réapparition, et doivent donc être « bouchés ». Pour fermer les trous contenus dans le cerveau, on utilise un algorithme de croissance de région. Pour ce faire, nous calculons le centre de gravité de chaque composante du cerveau (régions étiquetées) qui sera considéré comme le point de départ de la croissance. Le calcul du centre de gravité d'une région est effectué avec la formule ci-dessous :

$$CGx = \frac{\sum_i \sum_j I_{Etq}(i, j) \times j}{\sum_i \sum_j I_{Etq}(i, j)} \quad 3. 24$$

$$CGy = \frac{\sum_i \sum_j I_{Etq}(i, j) \times i}{\sum_i \sum_j I_{Etq}(i, j)}$$

Avec :

CGx : Coordonnées du centre de gravité selon l'axe x ;

CGy : Coordonnées du centre de gravité selon l'axe y .

3.2.2.2. Résultats obtenus

Les résultats sont présentés en figure (3.3). En les analysant, nous pouvons constater que notre méthode d'isolation du cerveau donne de bons résultats, et la boîte crânienne a été bien supprimée. Néanmoins, notre méthode n'est pas exempte de tous défauts. En effet, la segmentation ne conserve pas uniquement le cerveau, mais aussi, pour quelques images et à certains endroits, on retrouve les méninges, les os du cou et les yeux.

Cependant, le but principal est atteint, aucune partie du cerveau n'a été supprimée, et encore moins les lésions qui s'y trouvent. Là encore, la diffusion anisotrope a permis

d'améliorer cette isolation, en homogénéisant les régions bruitées, et donc, en rendant plus efficace les opérateurs morphologiques.

Cette méthode de segmentation a été testée sur l'ensemble des volumes multi-modalités en notre possession, tous présentant un AVC.

De manière générale, comme nous le montrons sur la figure 3.3, la méthode proposée permet d'extraire correctement l'objet « cerveau ».

Cependant, notre méthode ne permet pas d'obtenir des résultats optimaux sur toutes les coupes. Comme pour de nombreuses méthodes présentées dans la littérature, nous avons constaté des défaillances lorsque l'espace entre le crâne et le cerveau est trop faible. Dans ce cas de figure, une partie du crâne peut alors rester connectée. De plus, dans le cas particulier où la radiométrie moyenne d'une lésion périphérique est, soit supérieure à la radiométrie des os, soit de radiométrie proche du liquide céphalo-rachidien, il n'est pas possible d'obtenir une isolation correcte. Nous avons vu que l'extraction du cerveau nécessite l'application d'un seuillage. Or, le niveau radiométrique trop faible de la lésion interdit l'utilisation d'un seuil trop bas, au risque de la supprimer. Le seuil doit donc être relevé, mais en conséquence une partie du crâne reste connectée au cerveau du fait de la présence de liquide céphalo-rachidien entre ces deux entités. Une des solutions à ce cas particulier, consiste à ne supprimer que le fond de l'image.

Visuellement très corrects, ces résultats permettent d'aborder la phase de segmentation des différentes structures cérébrales et des lésions dans de bonnes conditions.

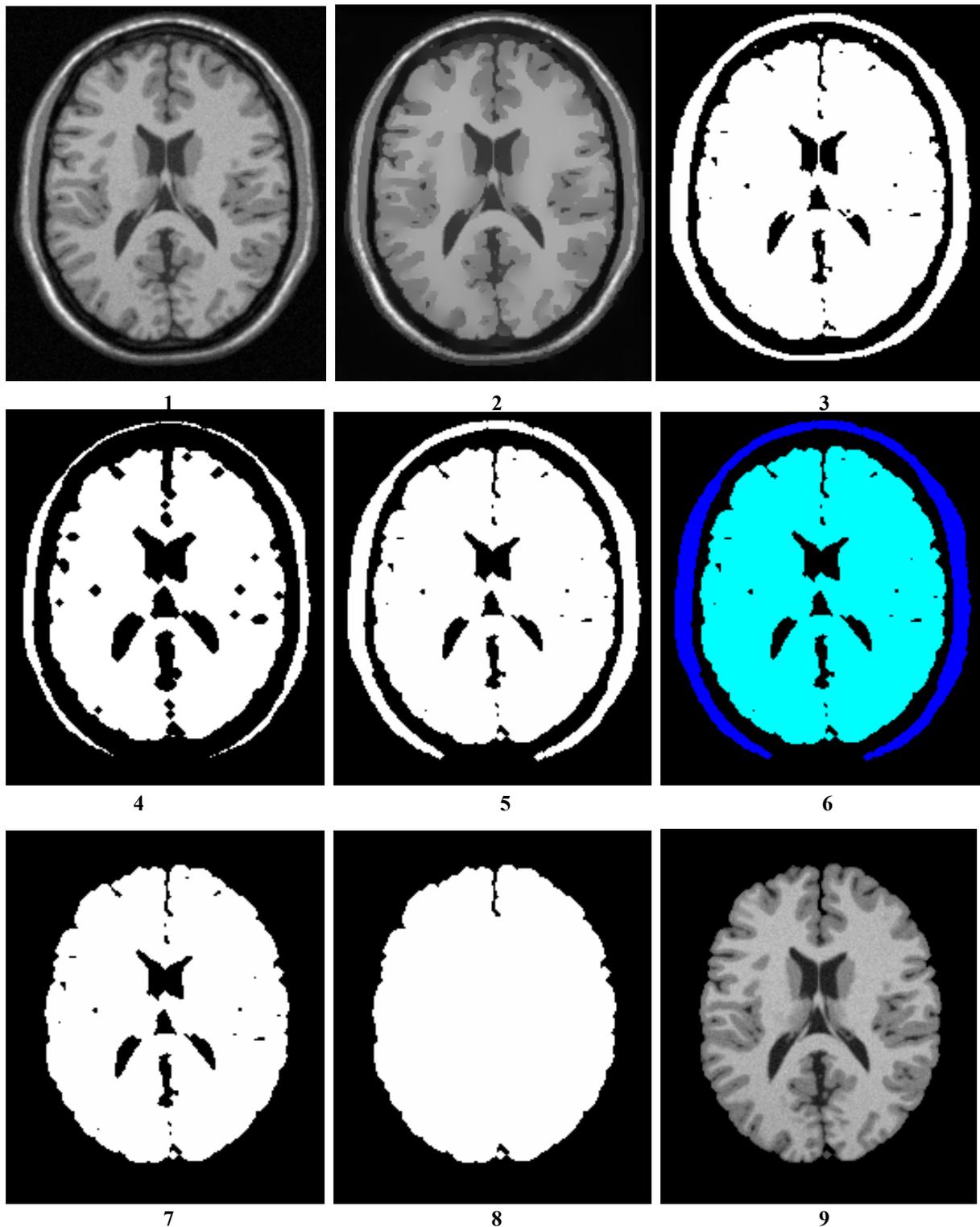


FIG 3.3 - Résultats des différentes opérations pour l'isolation du cerveau
(1) Image originale, (2) Image filtrée, (3) Image seuillée, (4) Image érodée, (5) Image dilatée
(6) Image étiquetée, (7) Image de la composante connexe de la plus forte cardinalité,
(8) Masque, (9) Cerveau isolé

3.3. Phase de segmentation

3.3.1. Principe général

Après avoir passé en revue les avantages et les inconvénients des deux approches de segmentation, présentées au chapitre précédent, nous avons opté pour une approche coopérative, qui repose sur la précision, la rapidité et la bonne localisation d'une segmentation en contours, et sur la fermeture des frontières et l'homogénéité d'une région d'une segmentation en régions. Ceci pour analyser des images RMN cérébrales, riches en informations, et contenant une grande variété de régions [35] à [45].

Une coopération fiable doit réaliser une exploitation efficace des résultats, issus de chacune des méthodes utilisées, où chaque méthode doit pouvoir améliorer la qualité de son résultat, à partir des informations dont elle peut bénéficier des autres résultats. Par ailleurs, dans le but d'améliorer le résultat de la coopération d'une part, et assurer un échange correct d'informations d'autre part, il est nécessaire d'avoir recours à des mécanismes de correction et d'adaptation.

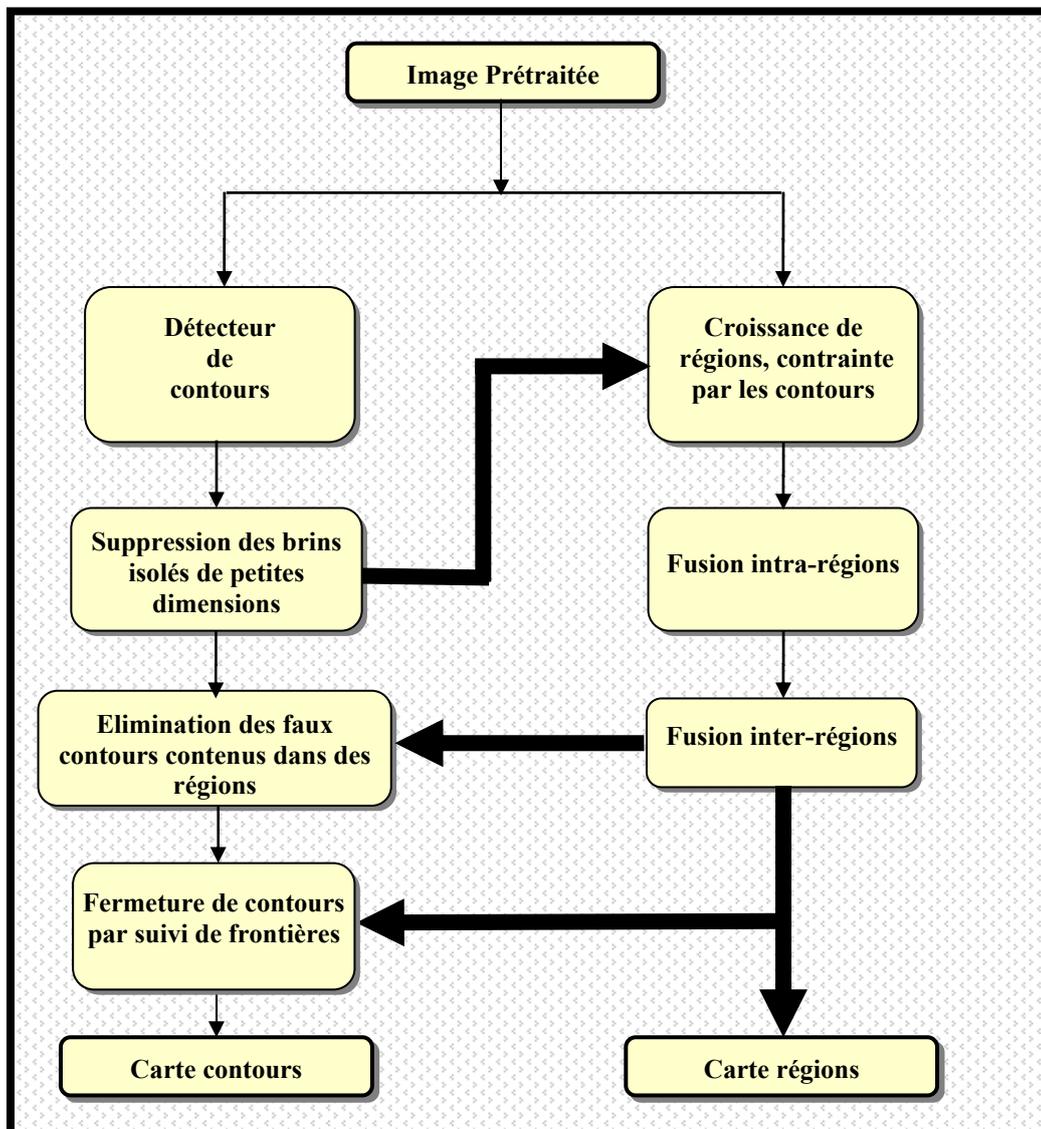


FIG 3.4 – Organigramme général de la segmentation coopérative

C'est dans cette perspective que se situe notre travail, et nous proposons un processus de segmentation coopérative, représenté sur la figure 3.4. A partir d'une IRM cérébrale nommée *Image Originale*, nous commençons, en premier lieu, par les prétraitements, déjà abordés dans § 3.2.1.

3.3.2. Détecteur de contours utilisé

La méthode proposée (figure 3.5) pour la détection de contours consiste en un lissage par diffusion anisotrope, suivi par un opérateur d'estimation du gradient (filtre dérivatif), inspirée par la méthode de Gallo [76]. Néanmoins, la diffusion anisotrope est effectuée par la méthode de You et Kaveh [161] et l'estimateur de gradient utilisé est celui de Canny [27] [28].

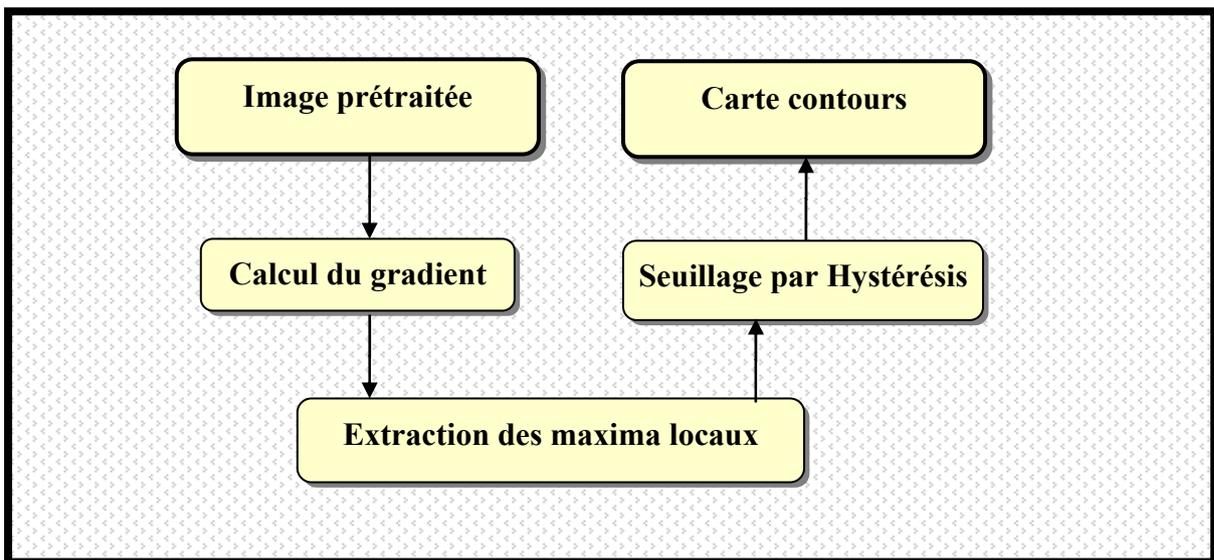


FIG 3.5 – Organigramme proposé pour la segmentation en contours

3.3.2.1. Filtrage anisotrope

Pour diminuer le bruit de l'image originale, tout en préservant l'amplitude des gradients, le filtrage anisotrope est effectué, en utilisant la solution (équation 3. 7), proposée par *You et Kaveh*.

3.3.2.2. Calcul du gradient

Le gradient d'une fonction de deux variables est donné par :

$$I_x(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} = I(x, y) * h_x(x, y),$$

$$I_y(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} = I(x, y) * h_y(x, y)$$

3. 25

Avec :

- I_x : Image de gradient horizontal.
- H_x : opérateur horizontal.
- I_y : Image de gradient vertical.
- H_y : Opérateur vertical

Pour une image, il existe de nombreux opérateurs, permettant de calculer le gradient de l'image ; nous citons les plus connus [49] :

- **Masque de Roberts ;**
- **Masque de Sobel ;**
- **Masque de Prewitt ;**
- **Masque de Kirsh.**

Le gradient pointe dans la direction du plus fort changement d'intensité. Son amplitude est liée à la variation locale des niveaux de gris, sa direction est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré. L'amplitude et l'orientation du gradient sont définies respectivement par :

$$|G_{xy}(x, y)| = \sqrt{U_x(x, y)^2 + U_y(x, y)^2} \quad \mathbf{3. 26}$$

$$\varphi(x, y) = \text{ArcTang}\left(\frac{I_y(x, y)}{I_x(x, y)}\right) \quad \mathbf{3. 27}$$

Entre autres, nous avons implémenté cet opérateur de détection de contours en utilisant plusieurs estimateurs de gradient, notamment celui de *CANNY* (dérivée d'une gaussienne) et de *DERICHE* (filtre récursif) déjà étudiés dans [62] et [63] (Annexe 4).

3.3.2.3. Extraction des maxima locaux

L'extraction des maxima locaux consiste à comparer la norme du gradient en un point $P(x, y)$ de l'image, à celle de ses deux voisins P_1 et P_2 , pris dans la direction du gradient, à une distance unitaire, de part et d'autre de P . Soient G la norme du gradient en un point P , et G_1, G_2 les normes du gradient respectivement en P_1, P_2 .

$$P \text{ est un maxima local si : } \begin{cases} G > G_1 \\ \text{et} \\ G \geq G_2 \end{cases}$$

3.3.2.4. Seuillage par Hystérésis

Le seuillage par hystérésis est une opération qui a pour objectif de séparer les contours significatifs de ceux qui ne le sont pas. Le principe est de ne retenir que ceux qui sont connectés aux points de fort gradient. Deux seuils sont utilisés :

- Si le gradient en un point est supérieur au seuil haut (S_h), ce point est retenu dans la carte de contours ;

- Si le gradient est inférieur au seuil bas (S_b), le point est éliminé de la carte. Sinon, il ne sera conservé, que si et seulement s'il est connecté à un voisin, ayant une valeur de gradient supérieure au seuil haut (S_h).

3.3.2.5. Suppression des brins de contours

Cette opération consiste à supprimer les petites chaînes de contours isolées, issues du détecteur de contours. Ces dernières peuvent causer des problèmes dans l'échange d'information, avec un processus d'extraction de régions (en générant des petites régions non significatives). Pour y remédier, nous avons développés deux procédures :

- **Procédure du masque dynamique :** Un brin de contour est éliminé, si la distance verticale ou horizontale, qui sépare ses deux extrémités, est inférieure à un seuil.
- **Procédure de suivi de contours :** Un algorithme de suivi de contours permet de déterminer avec précision le nombre de pixels de chaque contour. Tous les contours, dont le nombre de pixels est inférieur à un seuil, sont éliminés.

3.3.3. Extracteur de régions utilisé

Cette approche vise à partitionner l'image en régions homogènes, au sens des niveaux de gris, en se basant sur les propriétés intrinsèques des différentes régions de l'image [128].

Tout algorithme de croissance de région est fondé sur :

- ❖ L'utilisation d'un critère de similarité $Crit(P_c, R_c)$ pour affecter le point P_c à une région R_c .
- ❖ La définition des noyaux ou germes, à partir desquels le processus de croissance de régions est initialisé. Ces germes peuvent être ponctuels (formé d'un seul point), ou constitué d'un ensemble de points (région – noyau).
- ❖ Un processus de croissance, permettant d'agréger le point courant (ou région courante) à la région en cours de formation, en respectant la connexité (adjacence)

L'algorithme idéal de croissance de région qui vient tout de suite à l'esprit est un algorithme récursif. Celui-ci a l'avantage d'être simple à implémenter, cependant il présente deux inconvénients :

- ❖ Le processus de croissance ne progresse pas de manière homogène ; en fait, il se peut que des points éloignés du noyau lui soient agrégés, avant que d'autres points plus proches ne soient examinés.
- ❖ A cause de la récursivité de l'algorithme, il n'y a aucune priorité dans l'ordre d'examen des points adjacents à la région en cours de formation.

D'autre part, malgré la simplicité que procurent les algorithmes récursifs, en général, dans le traitement d'un bon nombre de problèmes, il arrive parfois que cette simplicité se heurte à des contraintes de conception, au niveau de la gestion de la mémoire, selon le langage et le compilateur utilisés à cet effet. Ce problème apparaît surtout lorsque l'appel de la fonction récursive est très profond (le cas du processus récursif de croissance, pour la détection d'une région homogène de taille importante).

L'algorithme proposé (figure 3.7) est fondé sur une amélioration de l'algorithme de croissance de régions. La croissance de région est l'agrégation des points connexes, ayant des caractéristiques communes. Cette agrégation se traduit par l'utilisation des critères de croissance, appelés *Prédicats*, qui valident le regroupement des points voisins, autour du point de départ, appelé *Germe* (noyau). Il s'agit d'une croissance isotrope, qui ne privilégie aucune direction. Nous allons passer en revue les différentes étapes de cette croissance de régions.

3.3.3.1. Prédicat de croissance

Le prédicat ou critère d'homogénéité (ou de similarité) est le niveau de gris. Il doit vérifier que la différence entre le niveau de gris du germe Gr et son voisin Vs ne dépasse pas un certain seuil fixé S_f . La région courante croît donc par adjonction de Vs avec Gr .

3.3.3.2. Positionnement du germe

Le positionnement du germe est une étape importante de la croissance de régions, puisqu'elle détermine le point de départ de cette dernière. Il peut se faire de deux façons :

- ❖ Positionnement automatique : Tout algorithme de croissance de région, pour s'initier, nécessite un point de départ (Germe). Pour automatiser le processus, *Kittler [85]* propose une technique automatique, pour le positionnement des germes. Elle consiste à rechercher les points, dont la norme du gradient est la plus faible possible, car il est connu qu'à l'intérieur d'une région, le gradient est faible (pas une grande transition des niveaux de gris). Par ailleurs, sur les frontières des régions, le gradient devient maximal, ce qui permet de maximiser la probabilité de le positionner à l'intérieur de la région, et non pas sur ses frontières.
- ❖ Positionnement manuel : Une solution simple, qui fait intervenir l'utilisateur via un périphérique de pointage, permet de le positionner ; l'algorithme est dit semi automatique.

3.3.3.3. Stratégie d'évolution

La croissance isotrope proposée, est représentée par l'organigramme de la figure 3.7. Elle consiste à faire les opérations suivantes :

- Filtrage anisotrope : Comme pour la segmentation en contours, nous commençons par un filtrage anisotrope, pour filtrer le bruit, sans affecter les contours des objets de l'image.

- Positionnement du germe : Puisque notre objectif est de mettre en évidence, et d'extraire l'AVC dans l'image IRM, l'AVC devient notre région d'intérêt (ROI), et donc le germe est positionné par l'opérateur sur l'AVC, loin de sa frontière.
- Sélection des voisins : A l'issue de l'étape précédente, le germe Gr étant positionné, ses voisins sont choisis sur une grille unitaire (figure 3.6) sur un voisinage de 08 pixels dont : deux horizontaux, deux verticaux, et quatre diagonaux :

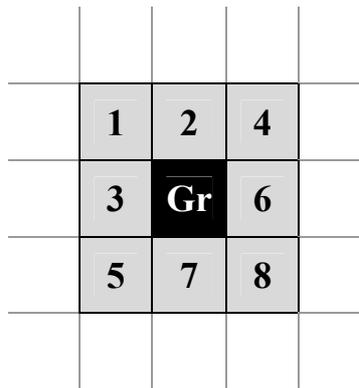


FIG. 3.6 – Germe et ses 08 voisins par ordre de priorité.

- Après la sélection d'un voisin, on vérifie si ce voisin n'est pas un maxima local. Si sa valeur n'est pas nulle, on passe à un autre voisin, sinon, on vérifie le prédicat.
- Croissance à partir du germe : Une segmentation par croissance de régions détecte mieux l'intérieur des objets, contenus dans l'image, à cause de l'utilisation des critères d'homogénéité ; ces critères permettent de détecter des zones ayant les mêmes attributs de texture. Il sera donc possible, par la suite, de confirmer les vrais contours, dus à une discontinuité entre deux régions adjacentes distinctes, et d'éliminer les faux contours, dus à une sensibilité aux micro-textures, à un dégradé de niveau de gris, ou à une ombre ; la croissance n'évolue pas au delà des contours.

Nous utiliserons pour l'opération d'agrégation un double critère. La croissance est arrêtée, quand le pixel à agréger à la région en cours :

- ne vérifie pas le critère de similarité (homogénéité) ;
- s'il coïncide avec un pixel contour sur la carte de contours.

Un pixel, vérifiant le critère, et coïncidant avec un contour sera fusionné avec la région en cours dans une étape ultérieure.

La croissance peut être obtenue :

- par agrégation d'un ensemble de pixels, les germes sont des régions, obtenues à partir d'une division en Quad-tree. Utilisant un critère de similarité, choisi par l'opérateur (selon le type d'image) ; le critère peut être, le niveau de gris, le max-min, la moyenne de la région, la texture...
- par agrégation de pixels ; pour les germes :

- on peut considérer chaque pixel de l'image comme germe. L'ordre de traitement sera donc selon un balayage de gauche à droite, et de haut vers le bas ;
- on peut choisir une distribution aléatoire pour les fixer ; l'ordre, dans ce cas, peut être le même que celui du cas précédent, ou aléatoire.

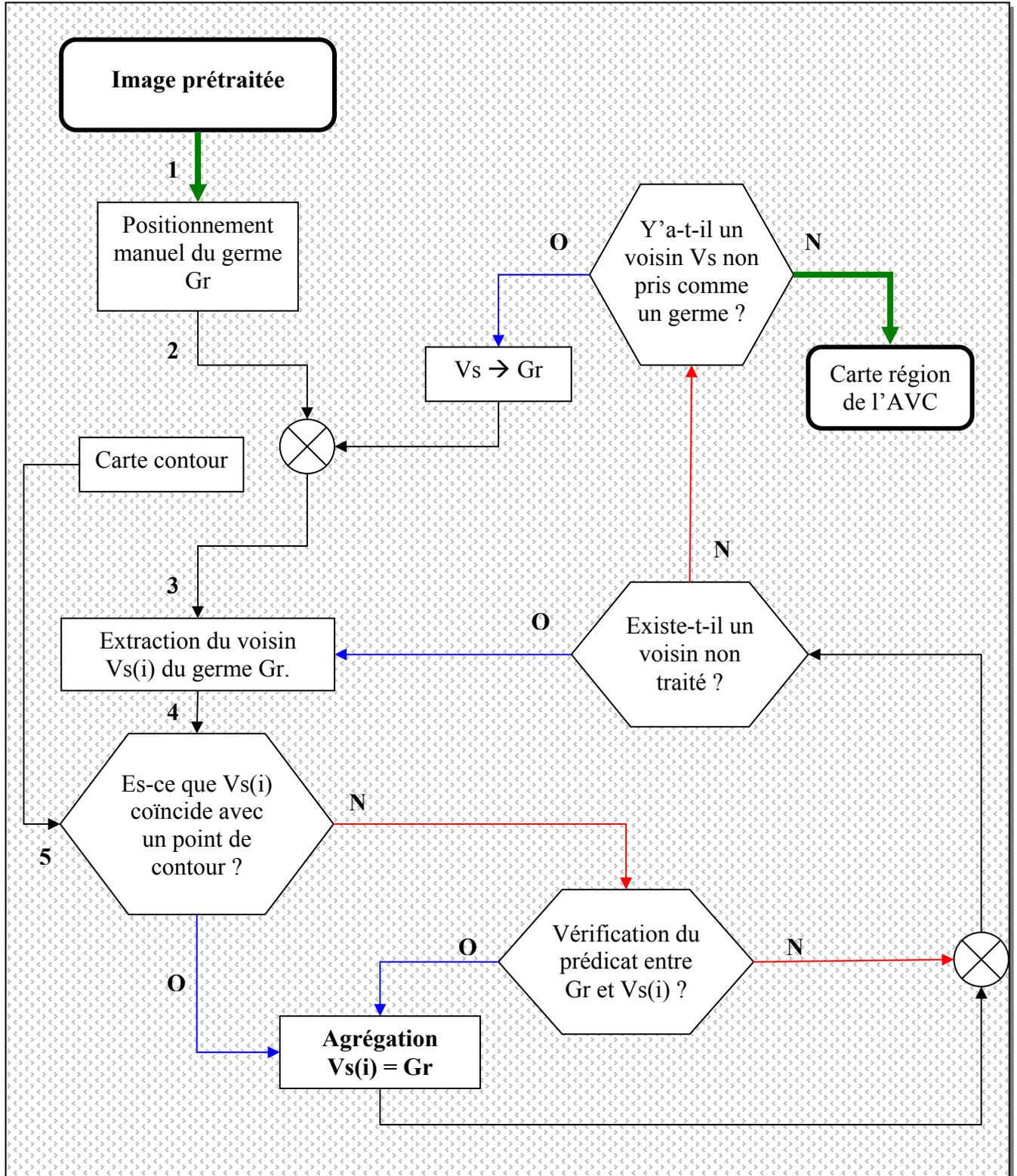


FIG. 3.7 – Organigramme de la segmentation en régions proposée.

La figure 3.8 illustre un exemple de croissance isotrope de régions, en utilisant la 4-connexité.

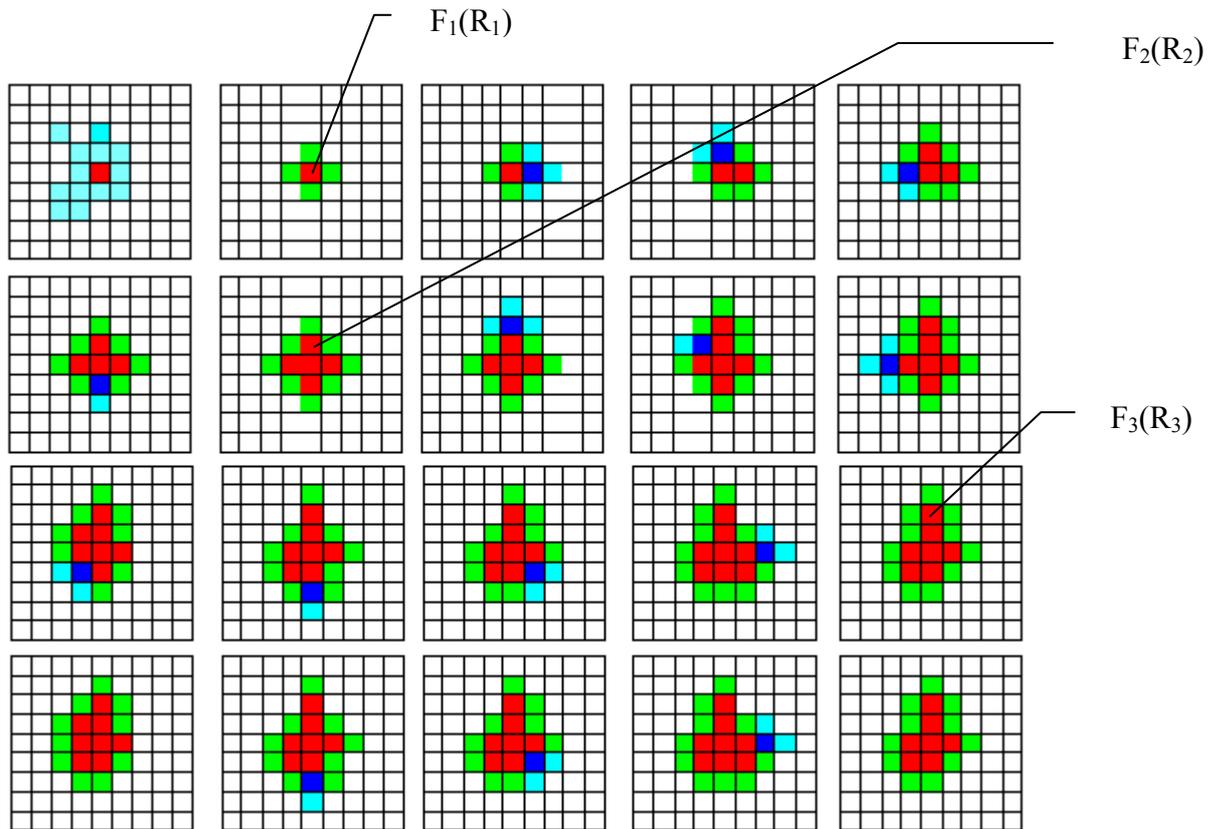


FIG. 3.8 - Les étapes de la croissance de région isotrope à 4 connexités

- ■ Région en cours de Formation
- ■ Frontière de la région en cours
- ■ Point de la frontière à tester pour l'agrégation
- ■ Frontière du point candidat à l'agrégation

3.3.4. Coopération Régions-Contours

3.3.4.1. Fusion intra-régions

L'image segmentée en régions génère de petites régions non significatives, incluses dans des régions plus grandes (figure 3.9). Pour corriger ce problème, toutes les régions, dont le nombre de pixels est inférieur à un seuil, sont fusionnées avec les régions qui les contiennent. Cette opération se base sur les relations de voisinage entre les régions, et l'utilisation d'un graphe d'adjacence pour déterminer ces relations (figure 3.10).

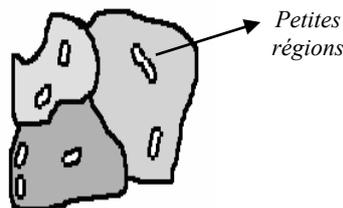
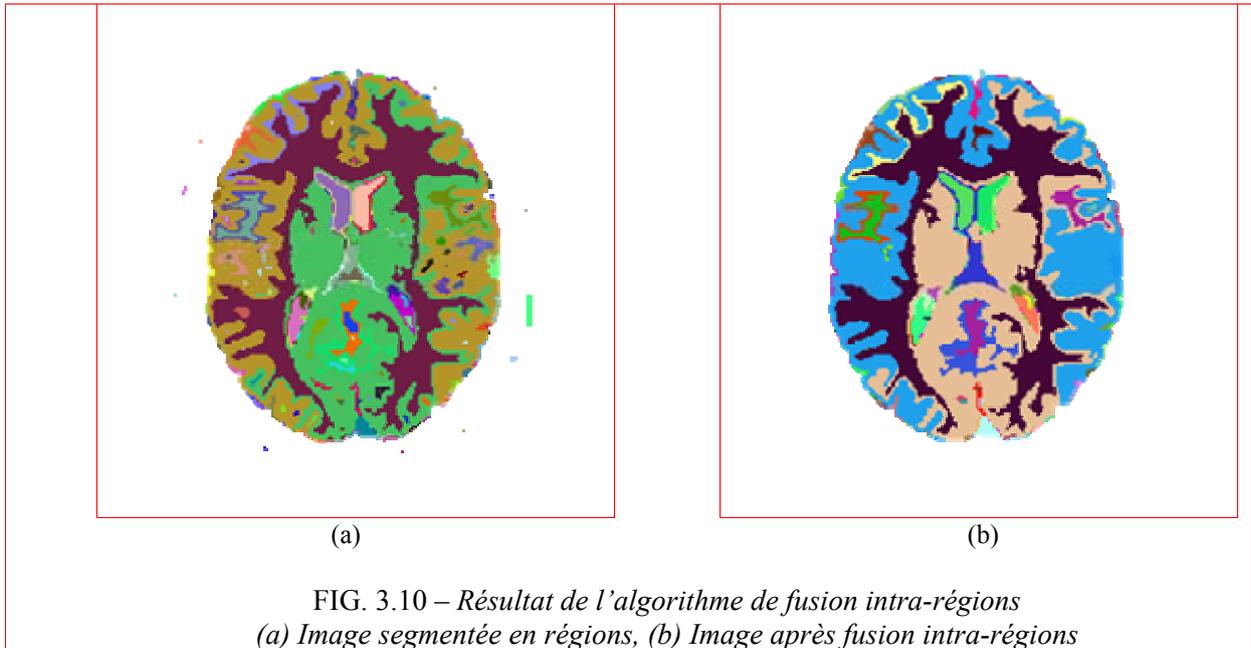
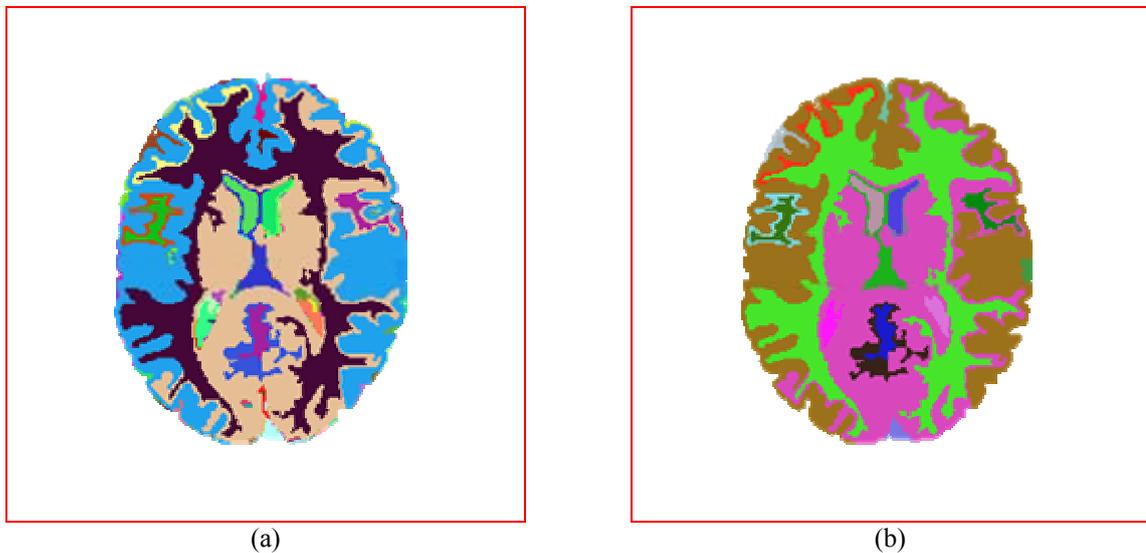


FIG. 3.9 - Fusion des régions, générées par la contrainte des contours



3.3.4.2. Fusion inter-régions

Comme pour la fusion intra-région, toutes les régions, dont le nombre de pixels est inférieur à un seuil, et se trouvant entre deux ou plusieurs régions, seront fusionnées avec la plus grande région de leur voisinage (figure 3.11).



3.3.4.3. Elimination des faux contours

Par définition, une région est homogène et ne peut contenir des contours à l’intérieur de sa frontière. De ce fait, cette opération va éliminer tous les contours qui se trouvent à l’intérieur d’une région.

3.3.4.4. Fermeture de contours par suivi de frontières

Pour garantir la compatibilité entre les deux cartes, contours et régions, tous les contours, dont les extrémités sont ouvertes, seront fermés, par suivi de la frontière de la région la plus proche (figure 3.12).

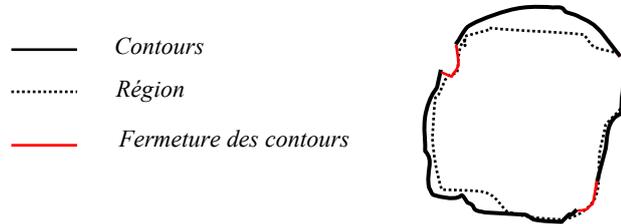


FIG. 3.12 - Exemple de fermeture par prolongation sur les frontières

3.3.4.5. Représentation des résultats

Les résultats obtenus, sur des coupes 2D d'une image 3D, peuvent être représentés par les figures 3.13 et 3.14. En effet, sur chaque coupe, l'AVC est extrait en rouge, et peut être caractérisé facilement.

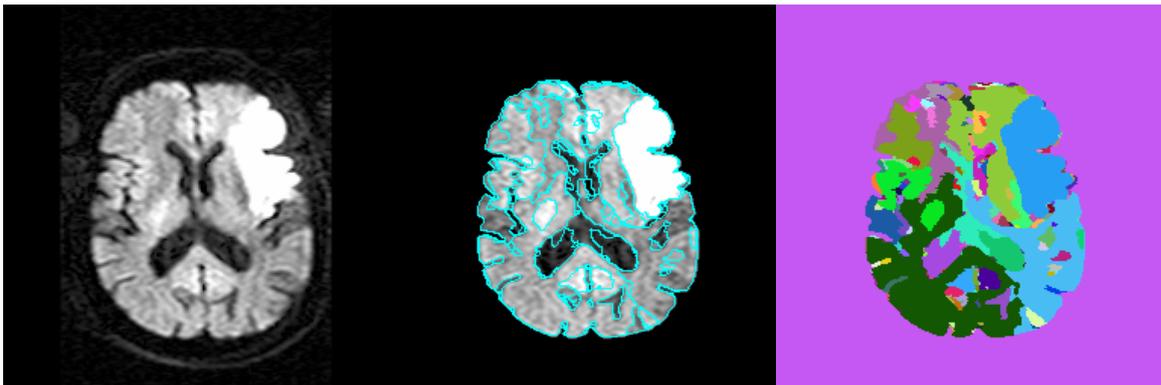


FIG 3.13 – Image originale, Image contours, Image régions

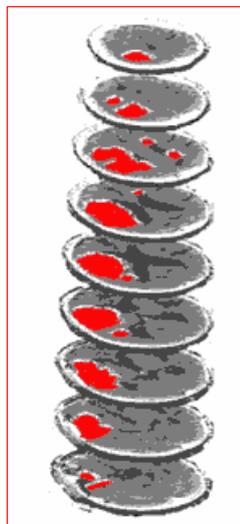


FIG. 3.14 – Représentation des résultats de la segmentation 2D d'une image 3D avec extraction de l'AVC

3.4 Phase d'évaluation

Pour valider les résultats de la segmentation, une opération d'évaluation est nécessaire. De nombreuses méthodes existent dans la littérature. Nous avons choisi la méthode de Pratt [151], qui est une évaluation de la segmentation en contours, avec référence. Cette dernière, qui utilise une image de référence, permet de quantifier la qualité de la segmentation, en comparant l'image segmentée à une image de référence.

Soient une carte contours A et une carte de référence I ; on définit une mesure, nommée indice de Pratt, par l'expression suivante :

$$F(I, A) = \frac{1}{\max(I_A, I_i)} \times \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \alpha d^2(i)} \quad 3.28$$

$d(i)$ est la distance entre le pixel contour i de la carte A, et le plus proche pixel contour de la référence I ; I_A et I_i les nombres des points contours respectivement dans la carte A et I ;

α une constante de normalisation de façon à avoir $0 \leq F \leq 1$.

Lorsque F est proche de 1, la segmentation est comparable à celle de la référence. Cette mesure est l'une des plus utilisées. Pour évaluer notre méthode, nous avons utilisé une image RMN, que nous avons segmentée manuellement, avec l'aide d'experts médicaux, pour obtenir la référence I_i (figure 3.15).

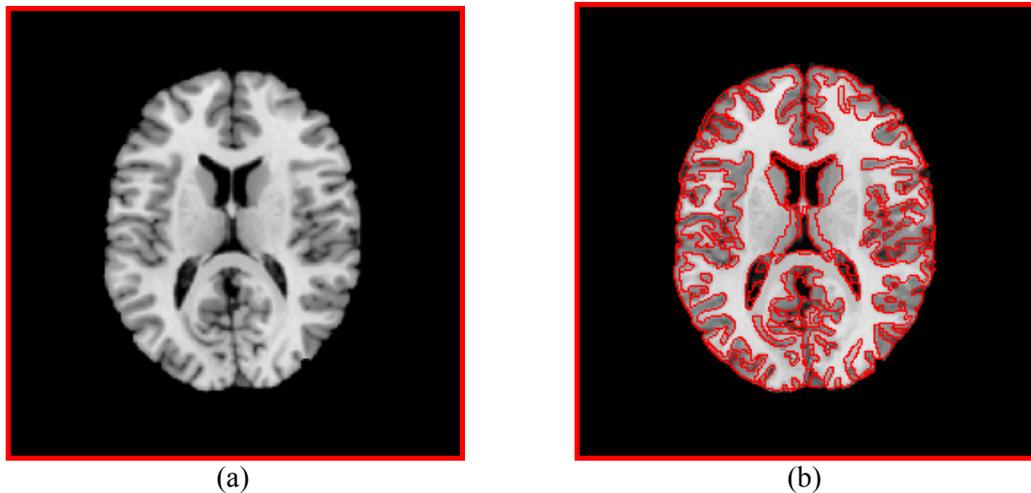


FIG. 3.15 - (a) Image originale, (b) Image segmentée de référence.

3.5. Tests sur des images standard

3.5.1. Effet du filtrage anisotrope sur la segmentation

Cette première expérience permet de mettre en évidence l'influence des prétraitements sur la qualité de la segmentation. Nous utilisons la segmentation coopérative, avec les mêmes paramètres pour les deux manipulations, la première sans

prétraitements, la seconde avec (figure 3.16). Nous allons utiliser l'indice de Pratt F pour évaluer cet effet (Table 3.1).

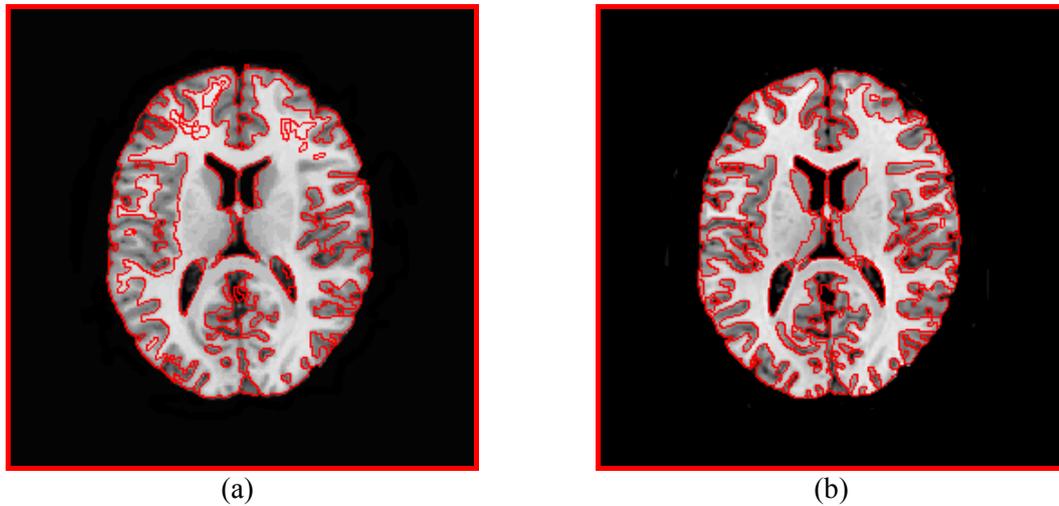


FIG. 3.16 – (a) Image segmentée sans prétraitements
(b) Image segmentée après diffusion anisotrope

Segmentation	Indice F
Segmentation sans prétraitements	66,75%
Segmentation avec diffusion anisotrope	71.13%

Table 3.1 – Effet du filtrage anisotrope sur l'indice de Pratt F

L'analyse des indices montre bien que l'application de prétraitements adéquats améliore sensiblement le résultat et la qualité de la segmentation.

3.5.2. Effet de la coopération sur la segmentation

Cette deuxième manipulation permet de montrer l'effet de la coopération sur le résultat de la segmentation. Nous avons appliqué l'opérateur de Deriche, dans un premier temps, et notre approche coopérative, sur la même image de référence et avec les mêmes prétraitements en second lieu (figure 3.17 et Table 3.2).

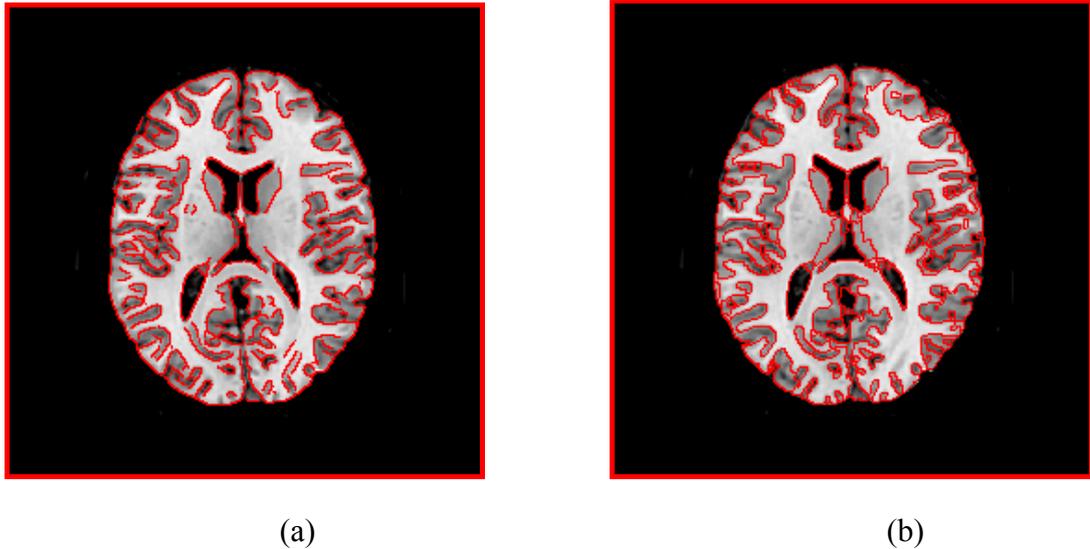


Figure 3.17 - (a) Image prétraitée et segmentée par la méthode de Deriche
(b) Image prétraitée et segmentée par notre approche

Segmentation	Indice F
Opérateur de Deriche	64,27%
Notre approche coopérative	71.13%

Table 3.2 - Effet de la coopération sur l'indice de Pratt F

Là aussi, l'effet de la coopération est positif pour la segmentation. La coopération, qui utilise l'extracteur de contours de Deriche, apporte une amélioration dans le résultat de la segmentation.

Discussion

Nous avons présenté l'approche proposée avec toutes les étapes, en détaillant l'aspect mathématique. Nous avons commencé par présenter les prétraitements que l'on applique à l'image, pour améliorer sa qualité, et pour rendre plus efficaces les traitements en aval, à commencer par la segmentation. Ces prétraitements comportent d'abord une étape de filtrage par diffusion anisotrope, qui s'est avérée un outil très efficace pour les images IRM. Nous avons effectué une isolation du cerveau, pour diminuer la grande quantité d'informations, et ne laisser que les zones d'intérêt. Nous avons ensuite présenté la segmentation utilisée. Il s'agit d'une coopération dynamique régions/contours, qui permet de corriger les défauts de chacune des 2 segmentations utilisées. Pour valider les résultats de la segmentation, nous l'avons évalué, en utilisant une image référence, et en comparant les contours, issus de notre méthode à ceux de la référence, ce qui définit un indice, qui mesure la qualité de la segmentation. Ce dernier a montré l'efficacité des traitements qui ont été utilisés.

L'étape suivante va permettre de mettre en application notre logiciel sur des images réelles de patients atteints d'AVC, et de calculer un certain nombre de caractéristiques géométriques, capables d'aider un praticien dans son diagnostic. En outre, des représentations en 3D vont permettre de bien localiser l'AVC dans le cerveau, pour éventuellement pouvoir y accéder à travers une opération chirurgicale (dans le cas d'AVC hémorragique), en définissant le chemin qui minimise les dommages des tissus avoisinants.

Après avoir expliqué la méthode de segmentation de notre système, et valider notre démarche par une évaluation mathématique des résultats obtenus, nous allons appliquer le système à des cas réels d'analyses médicales, pour le tester en tant qu'outil d'aide, aussi bien au diagnostic médical, qu'au geste opératoire. Notre démarche est de montrer à chaque étape, à travers un traitement, quelle est l'aide que peut apporter notre système à un opérateur médical.

Dans un premier temps, et avant d'entamer notre aide au diagnostic, nous allons donner un exemple de traitement, à l'aide du logiciel que nous proposons, que nous avons nommé LAIM, pour **L**ogiciel d'**A**nalyse d'**I**mages **M**édicales.

Nous avons utilisé pour la conception du logiciel, aussi bien le Builder C++, que le Matlab. Le premier est un système orienté objet, puissant, convivial, sous environnement windows. C'est un outil RAD, c'est-à-dire tourné vers le développement rapide d'applications (Rapid Application Development), sous Windows. En un mot, il permet de réaliser de façon rapide, l'interface des applications, et de relier aisément le code utilisateur aux événements Windows, quelle que soit leurs origines (souris, clavier, événement système, etc...). Le second est caractérisé par sa rapidité, puisqu'un grand nombre de bibliothèques de fonctions sont disponibles, ce qui permet d'avoir des résultats instantanément.

4.1. Images IRM réelles utilisées

4.1.1. Acquisition

Pour notre expérimentation, nous avons utilisé les images IRM, sous format *Analyze*, qui nous ont été fournies par le service de neurologie de l'hôpital Michalon de Grenoble. Ces images proviennent d'un patient atteint d'un AVC ischémique, et pris en charge par le service, et qui a nécessité neuf acquisitions, en différentes périodes :

- ❖ Une acquisition faite quelques heures (<6h), après l'apparition des premiers symptômes, on la notera J_0 ;
- ❖ Une acquisition 5 jours après l'AVC, nommée J_5 ;
- ❖ Une acquisition 100 jours après l'AVC, nommée J_{100} .

Pour chaque période, on va utiliser 3 protocoles d'acquisition :

- ❖ Acquisition en modalité T2 ;
- ❖ Acquisition en modalité Flair ;
- ❖ Acquisition en modalité Diffusion.

Les images sont acquises en 3D, converties par l'Utilitaire MRICRO en coupes 2D. Les images vont ainsi être regroupées en 9 répertoires :

- ❖ J_0_T2 : comprenant 20 coupes, nommées $J_0_T2_1$ à $J_0_T2_20$.
- ❖ J_0_Flair : comprenant 20 coupes, nommées $J_0_Flair_1$ à $J_0_Flair_20$.
- ❖ J_0_Diff : comprenant 18 coupes, nommées $J_0_Diff_1$ à $J_0_Diff_18$.
- ❖ J_5_T2 : comprenant 20 coupes, nommées $J_5_T2_1$ à $J_5_T2_20$.
- ❖ J_5_Flair : comprenant 20 coupes, nommées $J_5_Flair_1$ à $J_5_Flair_20$.

- ❖ J5_Diff : comprenant 18 coupes, nommées J5_Diff_1 à J5_Diff_18.
- ❖ J100_T2 : comprenant 20 coupes, nommées J100_T2_1 à J100_T2_20.
- ❖ J100_Flair : comprenant 20 coupes, nommées J100_Flair_1 à J100_Flair_20.
- ❖ J100_Diff : comprenant 18 coupes, nommées J100_Diff_1 à J100_Diff_18.

On a en tout 774 images acquises. Il faut choisir les images où l'AVC est visible. Pratiquement, on remarque que l'AVC est visible, et donc détectable, pour les images numérotées de 8 à 18, pour chaque acquisition. On a donc 11 images pour chaque répertoire, et donc 99 images à traiter.

Quelle que soit la pondération, une coupe 2D a une résolution de 256×256 pixels. De plus, les images, sous format *BMP*, sont obtenues selon les orientations, axiale, sagittale et coronale.

4.1.2. Caractéristiques des images

```
# === DATA DESCRIPTION FILE
# CAUTION - Investigational device.
# Limited by Federal Law to investigational use.
#
# Dataset name: GYRO$TEMP:
#
# CLINICAL TRYOUT           Research image export tool       V3
#
# === GENERAL INFORMATION
# =====
#
# Patient name              :
# Examination name          : CIRCE
# Protocol name             : T2W/GraSE +
# Examination date/time     : 2002.01.24 / 12:28:30.00
# Acquisition nr           : 2
# Reconstruction nr        : 1
# Scan Duration [sec]      : 69.65
# Max. number of cardiac phases : 1
# Max. number of echoes    : 1
# Max. number of slices/locations : 20
# Max. number of dynamics  : 1
# Max. number of mixes     : 1
# Image pixel size [8 or 16 bits] : 16
# Technique                 : GraSE
# Scan mode                  : Multiple slice
# Scan resolution (x, y)    : 256 184
# Scan percentage           : 80
# Recon resolution (x, y)   : 256 256
# Number of averages       : 2
# Repetition time [msec]   : 4096.82
# FOV (ap,fh,rl) [mm]     : 230.00 139.00 183.28
# Slice thickness [mm]     : 6.00
# Slice gap [mm]           : 1.00
```

De cette fiche technique, fournie par l'imageur, les informations qui nous intéressent, et que nous utiliserons, sont les suivantes :

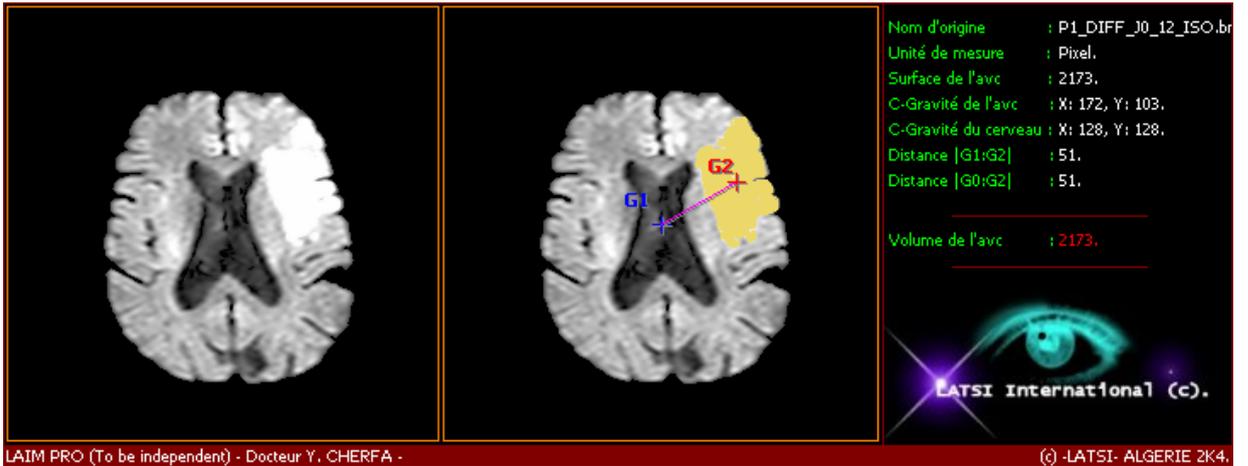
- ❖ Résolution 256x256 ;
- ❖ Epaisseur d'une coupe 6mm ;
- ❖ Epaisseur entre coupes 1mm.

4.2. Exemples de traitements du logiciel proposé

L'objectif de ces exemples est de montrer les différentes formes de présentation des résultats obtenus par notre procédure.

4.2.1. Exemple 1

Dans cet exemple, nous considérons une coupe à J0, en modalité diffusion, pour montrer les résultats de notre procédure, avec caractérisation (figure 4.1).



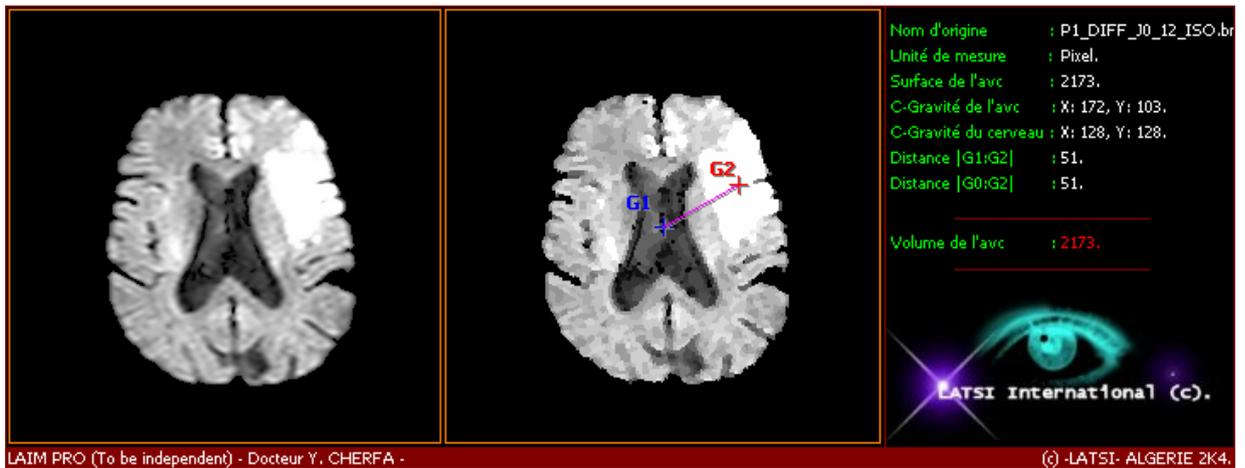


FIG 4.1 – Exemple 1 : De gauche à droite : Image originale isolée, AVC extrait, caractérisation
De haut en bas : extraction de l'AVC sur l'image isolée, Extraction du contour de l'AVC seul,
Image segmentée en régions.

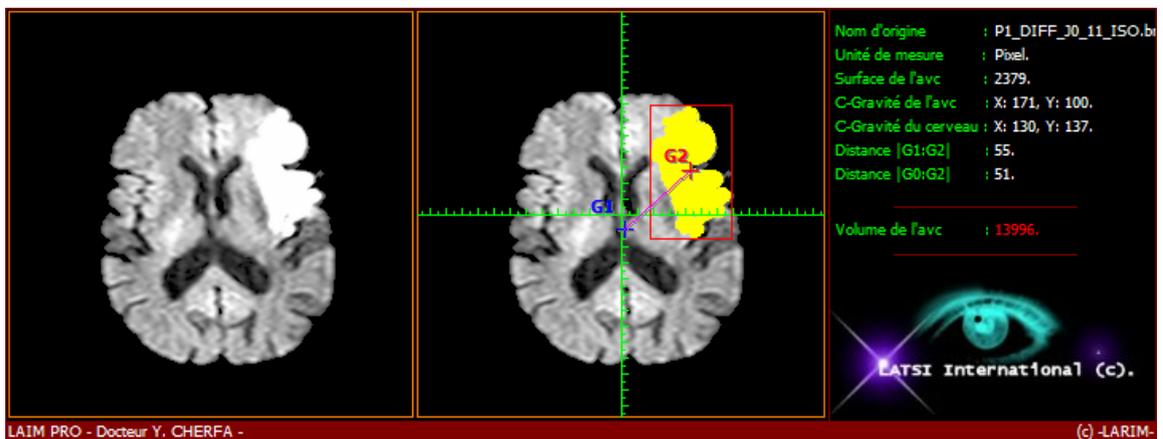
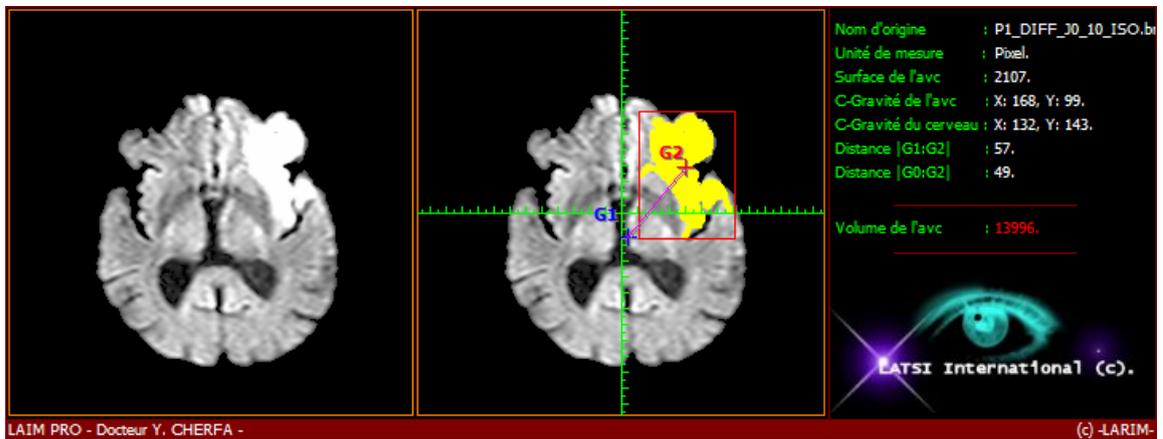
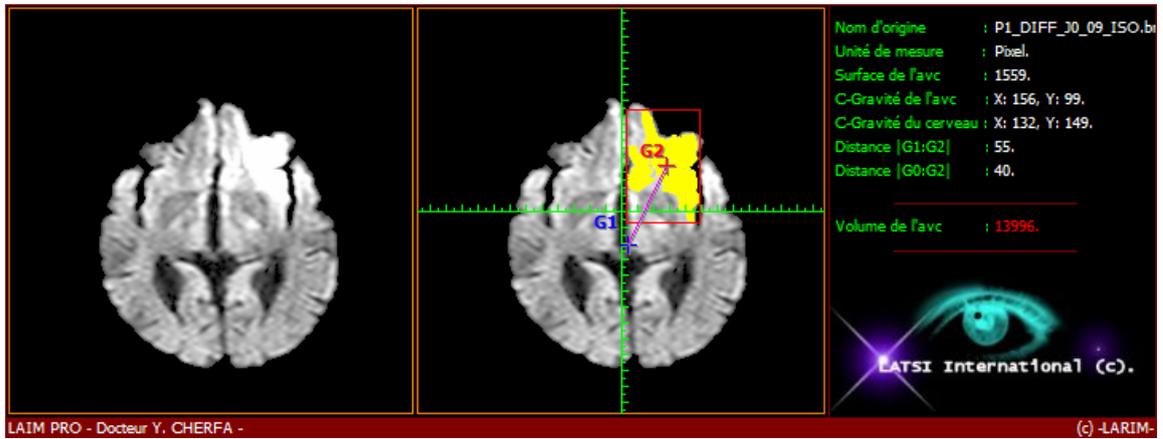
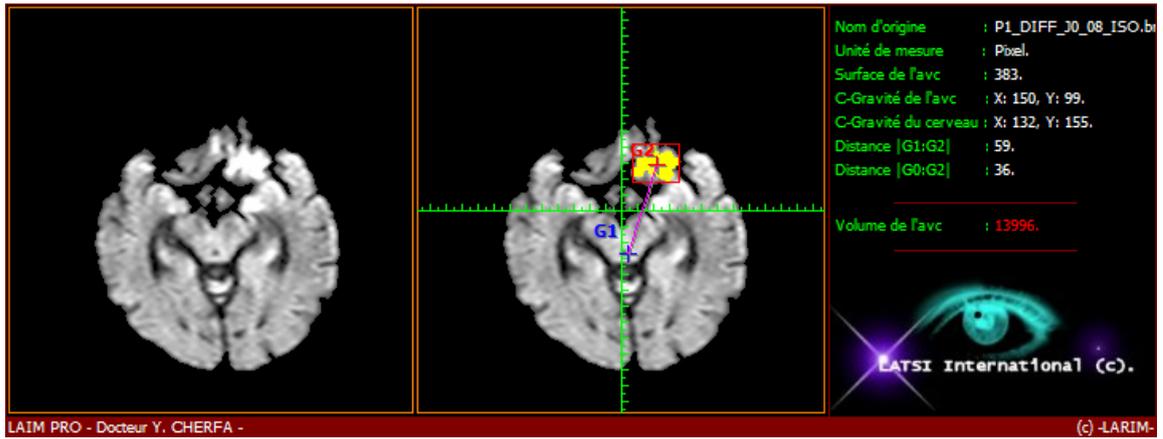
4.2.2. Exemple 2

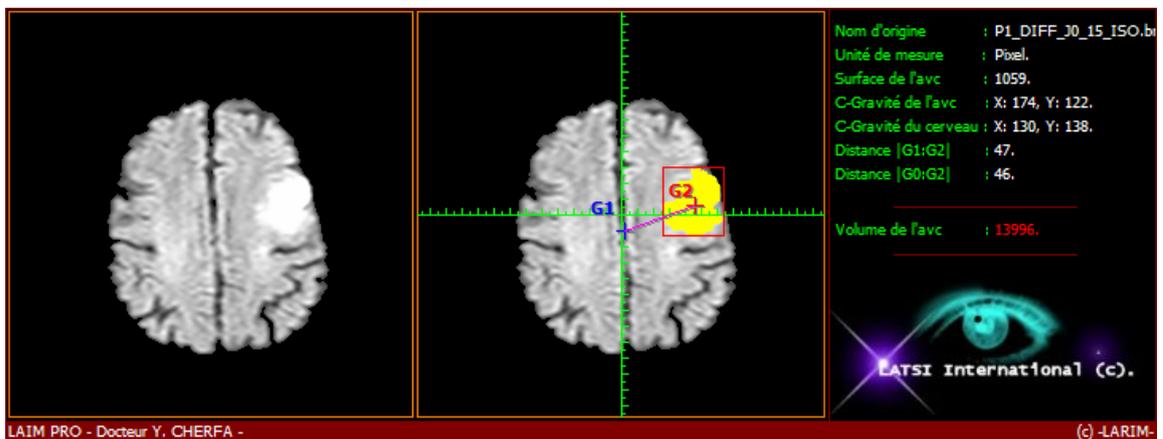
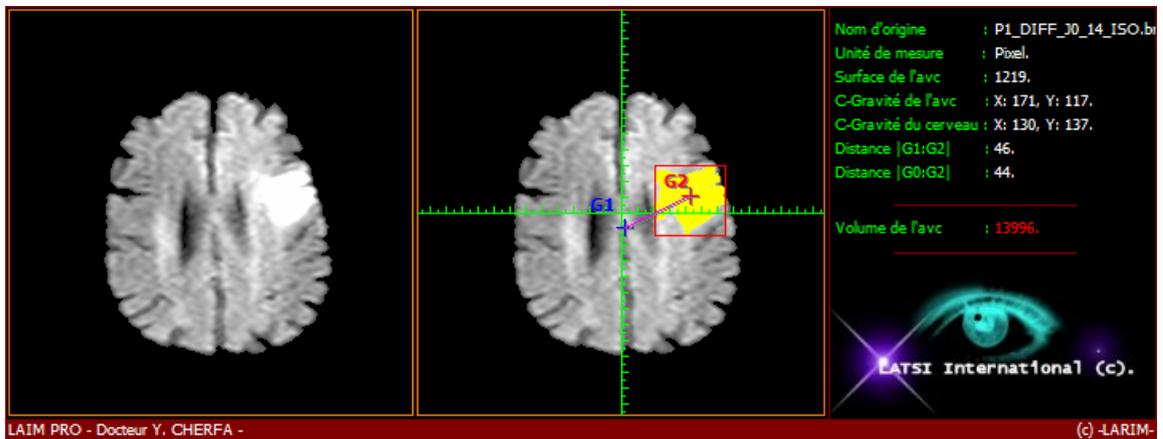
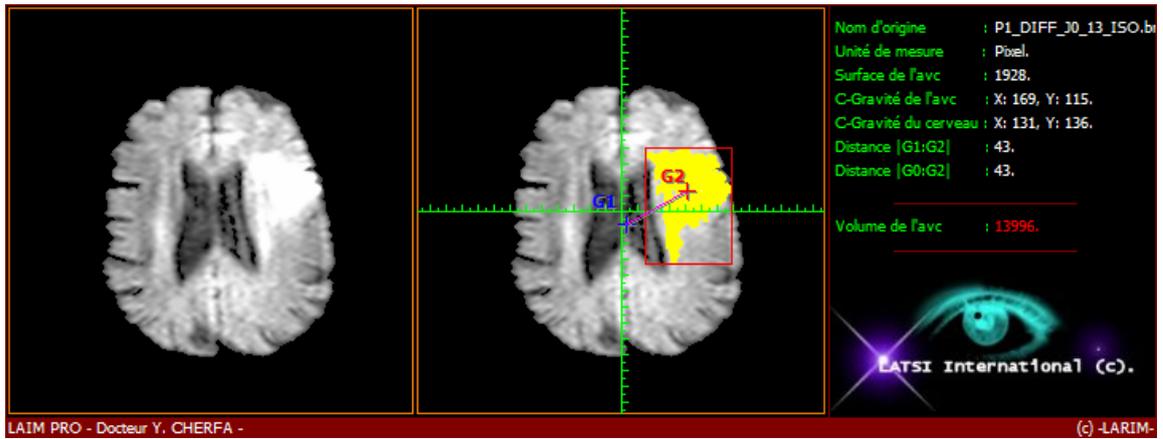
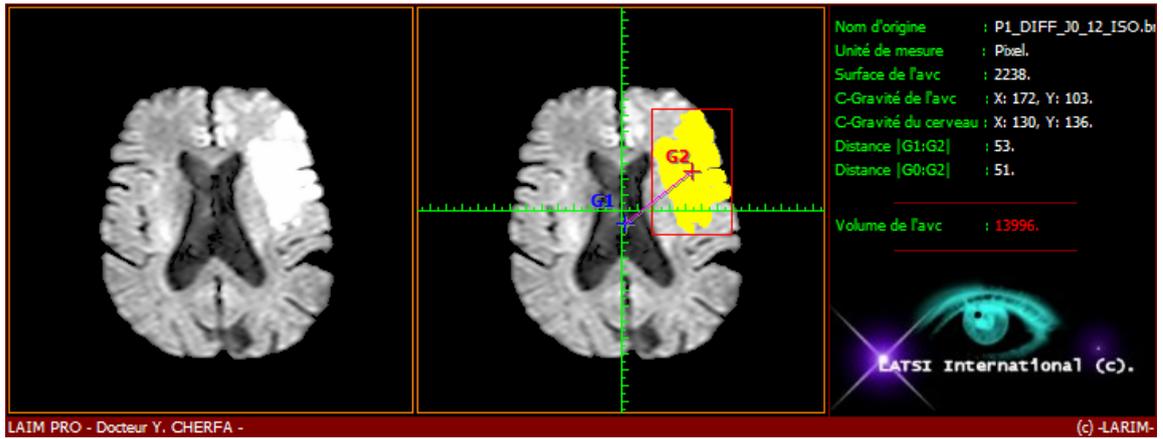
Dans cet exemple, nous utilisons, les 11 coupes, où l'AVC est visible, en pondération diffusion, à J0. L'objectif est d'acquérir les paramètres de caractérisation pour toutes les coupes, et de calculer le volume de l'AVC pour cette pondération. Nous appliquons sur ces coupes notre méthode, à savoir, le filtrage anisotrope, l'isolation du cerveau, la segmentation coopérative, l'extraction de l'AVC, et dans la phase de caractérisation géométrique, les calculs de la surface de chaque coupe, des coordonnées des centres de gravité du cerveau et de l'AVC, de la distance entre ces deux centres de gravité, et du volume total de l'AVC [103], en tenant compte de l'épaisseur des coupes et de l'épaisseur inter-coupes. Les paramètres se calculent de la façon suivante :

- ❖ **Calcul de la surface** : Le calcul de la surface se fait en comptabilisant le nombre de pixels de la région à considérer.
- ❖ **Calcul du centre de gravité** : Les coordonnées du centre de gravité d'une surface se calculent de la façon suivante :

$$X = \frac{\sum_i m_i x_i}{\sum_i m_i}, \quad Y = \frac{\sum_i m_i y_i}{\sum_i m_i} \quad (9)$$

x_i et y_i sont les coordonnées des points du périmètre de la région et m_i leurs niveaux de gris.





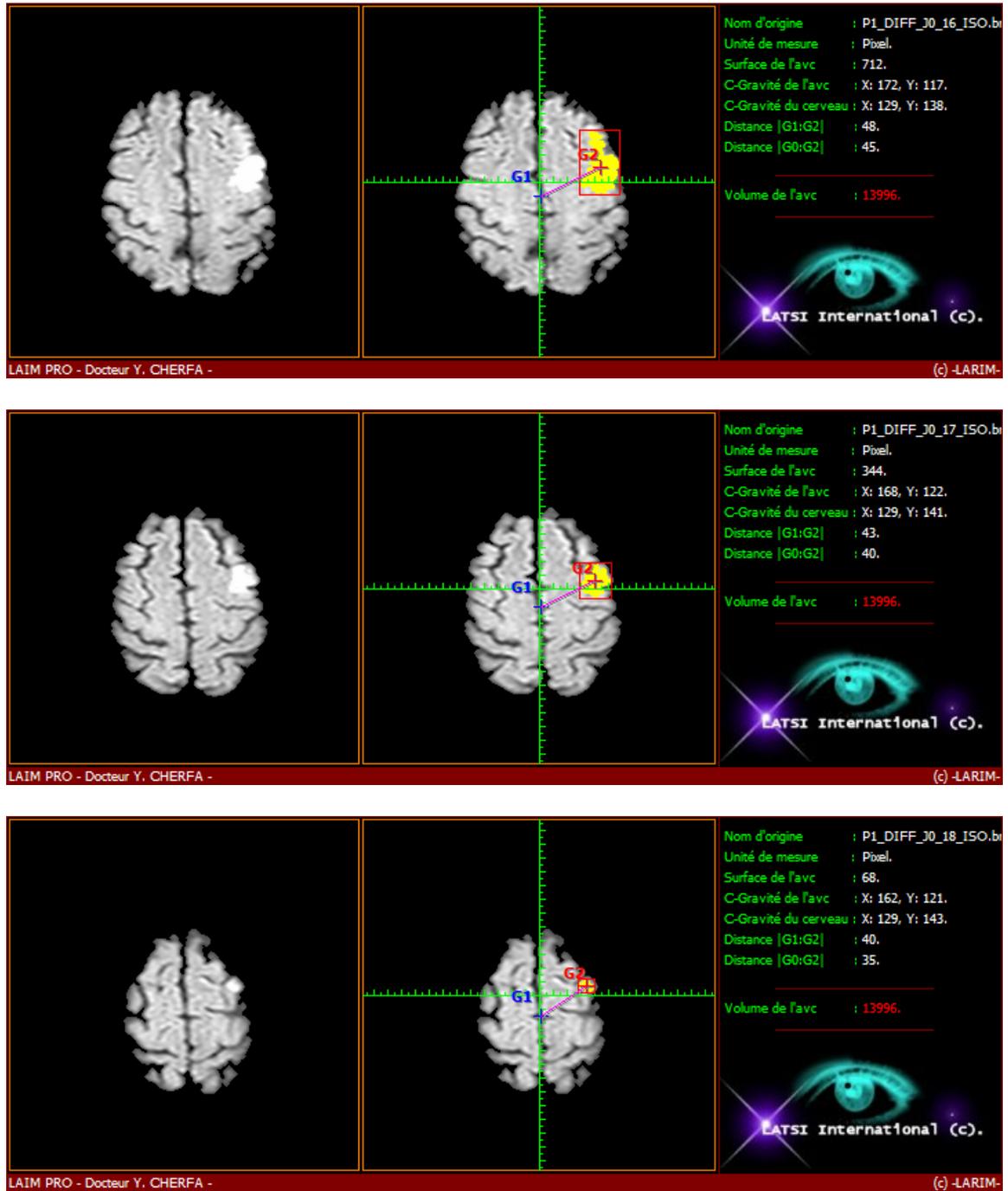


FIG 4. 2 – Exemple 2 : Exemple de traitement du LAIM

Les résultats sont présentés comme le montre la figure 4.2. Sur le côté gauche, on visualise le cerveau isolé, au centre, le cerveau segmenté, avec l'AVC extrait, et repéré par rapport à un repère centré sur l'image. A droite, le résultat des mesures effectuées (en pixel).

Les résultats obtenus ont été regroupés dans un tableau récapitulatif (Tab. 4.1).

Image	J0			
	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC
P1_DIFF_J0_08	(132, 155)	(150, 99)	59	383
P1_DIFF_J0_09	(132, 149)	(156, 99)	55	1559
P1_DIFF_J0_10	(132, 143)	(168, 99)	57	2107
P1_DIFF_J0_11	(130, 137)	(171, 100)	55	2379
P1_DIFF_J0_12	(130, 136)	(172, 103)	53	2238
P1_DIFF_J0_13	(131, 136)	(169, 115)	43	1928
P1_DIFF_J0_14	(130, 137)	(171, 117)	46	1219
P1_DIFF_J0_15	(130, 138)	(174, 122)	47	1059
P1_DIFF_J0_16	(129, 138)	(172, 117)	48	712
P1_DIFF_J0_17	(129, 141)	(168, 122)	43	344
P1_DIFF_J0_18	(129, 143)	(162, 121)	40	68
VOLUME Unitaire (pxl)	13996			
VOLUME Réel (pxl)	97972			
VOLUME Réel (Cm3)	156,76			
Taux AVC/Cerveau	11%			

TAB 4.1 - Tableau récapitulatif des résultats obtenus dans l'exemple 2

Le tableau récapitulatif Tab. 4.1., donne le volume réel de l'AVC, en tenant compte de l'épaisseur d'une coupe (6mm) et du GAP inter slices (1 mm).

4.3. Validation de l'analyse sur des IRMs par expertise médicale

Après avoir validé notre procédure par un outil mathématique au chapitre 3, nous allons essayer de la valider, en introduisant l'aspect sémantique, et en utilisant un expert médical. Cette validation passe par une étape de caractérisation géométrique de l'AVC, extrait de l'image segmentée, qui va permettre de calculer quelques paramètres géométriques qu'utilisera l'expert pour faire la comparaison des résultats.

4.3.1. Images utilisées

Nous avons utilisé les 3 protocoles d'acquisition d'images, la diffusion, le Flair et le T2, acquises aux 3 périodes J0, J5 et J100. Pour cette manipulation, et pour faciliter la

compréhension, nous n'avons utilisé qu'une seule coupe pour chaque modalité. Comme nous le voyons sur la figure 4.3, le contraste est différent selon chaque modalité, et une modalité peut être plus informative qu'une autre, selon l'évolution de la zone lésée, et le temps considéré. Nous avons voulu étudier l'évolution de 2 caractéristiques géométriques (surface, et distance entre centres de gravité du cerveau et de la lésion) en fonction du temps, et pour chaque acquisition.

4.3.2. Expertise médicale de l'AVC

Pour valider les résultats de la caractérisation semi automatique, une expertise médicale est indispensable. Pour cela, on a mis au point une procédure permettant à un médecin de délimiter les contours d'une lésion sur une image IRM cérébrale, à l'aide d'un traceur (une souris dans notre cas). La région obtenue est caractérisée par une routine, analogue à celle de la méthode semi automatique, qui calcule les mêmes paramètres que précédemment.

Les résultats obtenus sont présentés dans les Tables 4.1 et 4.2.

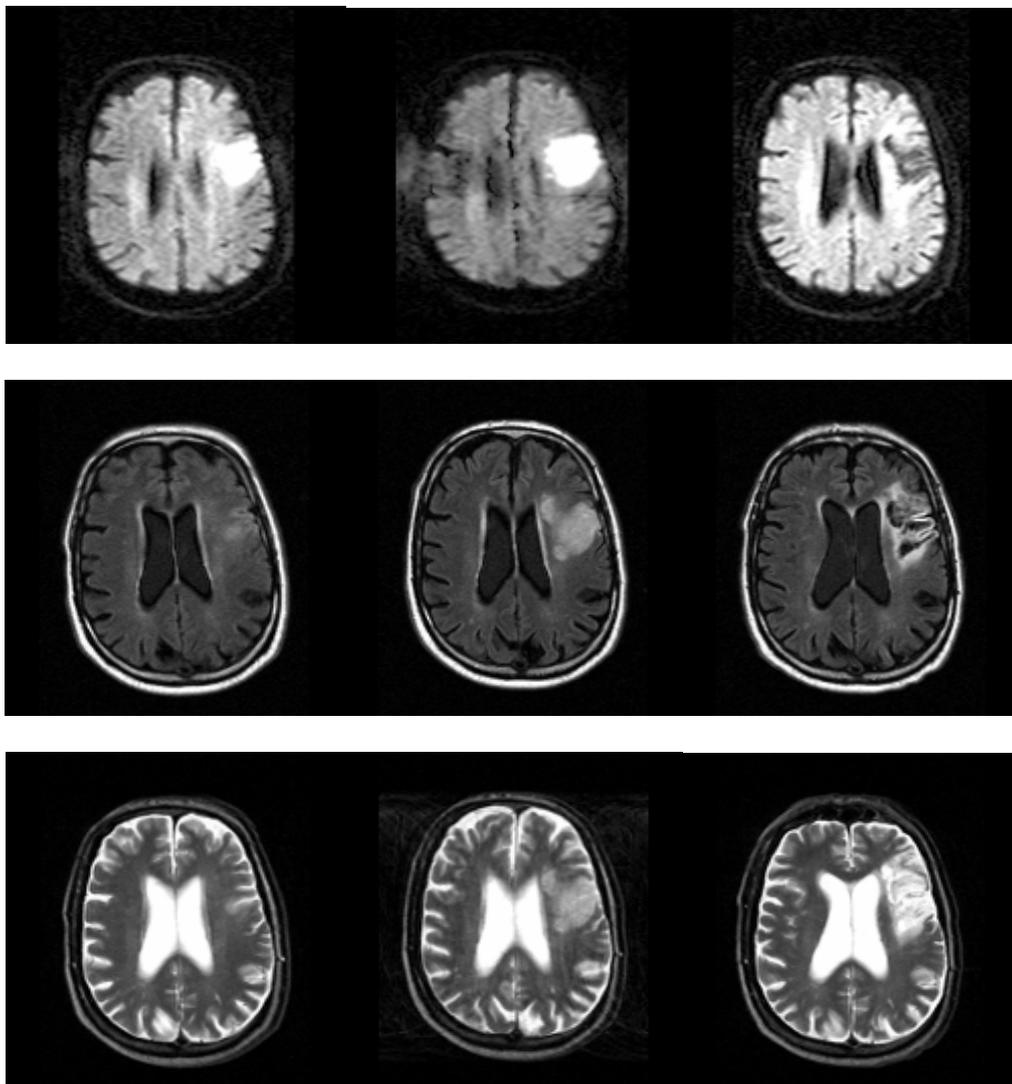


FIG. 4.3 - Images originales RMN avec les 3 modalités :
(Diffusion (1^{ère} ligne), Flair (deuxième ligne), T2 (troisième ligne)
avec les 3 périodes d'acquisition : J0 (1^{ère} colonne), J5 (2^{ème} colonne), J100 (3^{ème} colonne)

Modalité	Surface Coop	Surface Exp	Erreur
Diffusion	2589	2482	4,1%
Flair	2529	2590	2,4%
T2	2655	2595	2,3%

TAB. 4.2 - *Comparaison entre les surfaces des lésions extraites par notre méthode et par une expertise médicale.*

Modalité	Coordonnées (x,y) du CG AVC segmenté	Coordonnées (x,y) du CG AVC expertisé
Diffusion	(173,100)	(172,99)
Flair	(171,97)	(170,96)
T2	(173,101)	(172,100)

TAB. 4.3 - *Comparaison entre les coordonnées des centres de gravité des AVC sur les lésions, extraites par les deux méthodes*

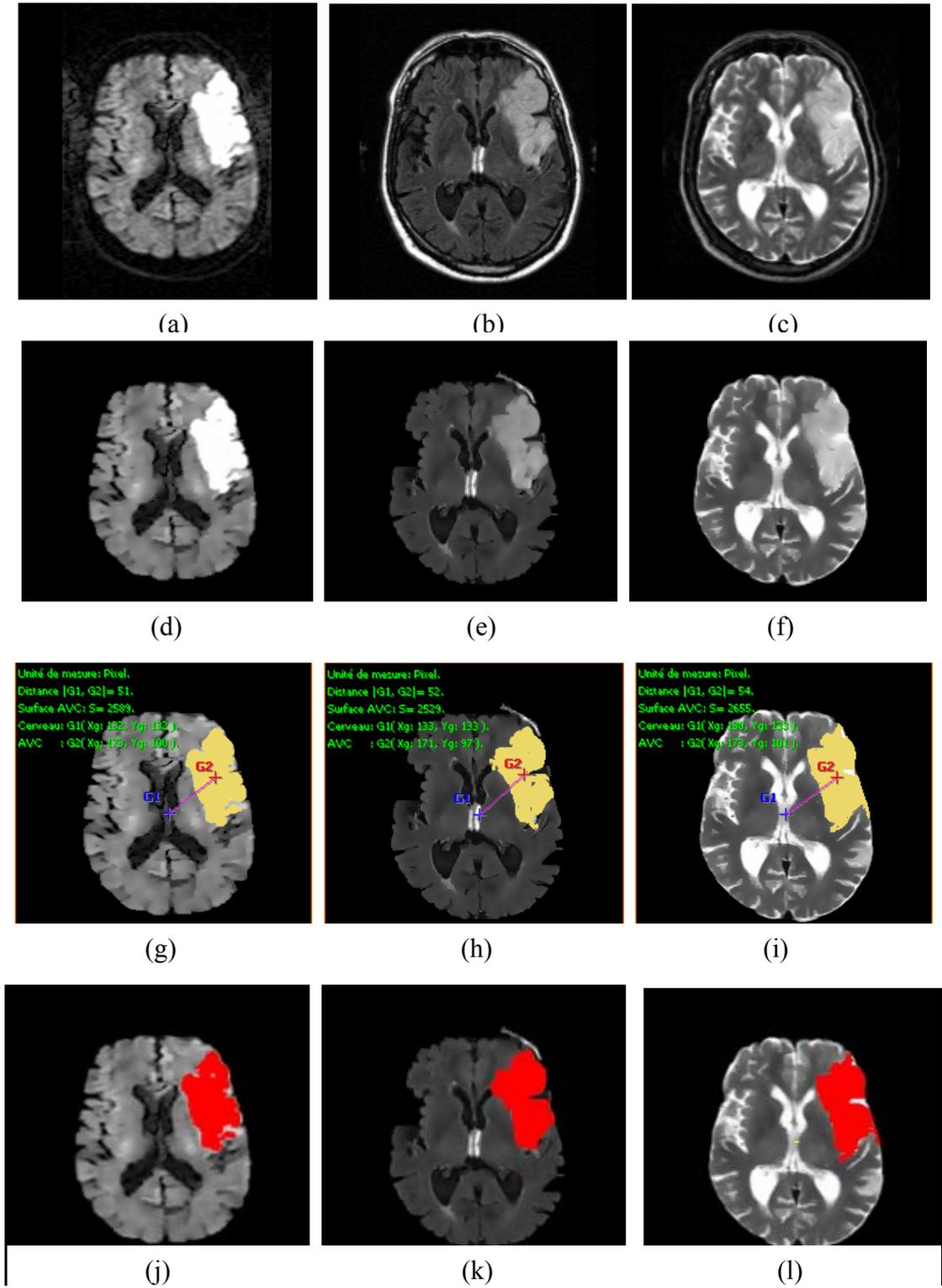


FIG. 4.4 - Résultats avec les 3 modalités : Diffusion (a), Flair (b), T2 (c)
 Images prétraitées pour les 3 modalités (d),(e),(f)
 Images segmentées et caractérisées par notre méthode pour les 3 modalités (g),(h),(i)
 Images expertisées manuellement (rouge) et caractérisées (j),(k),(l)

4.3.3. Interprétation

En analysant ces résultats (figure 4.4), on peut tirer certaines constatations :

- ❖ La segmentation coopérative permet d'extraire l'AVC, quelque soit la modalité d'acquisition d'images utilisée ;
- ❖ Les surfaces des AVC, extraits des images segmentées, sont très proches (entre 2 et 4% près) de celles obtenues par expertise médicale ;
- ❖ Les coordonnées des centres de gravité de l'AVC par les deux méthodes sont pratiquement similaires.

On peut dire que ces résultats permettent de valider notre méthode. L'expertise médicale, ajoutée à l'évaluation faites au §3.4, nous garantissent une certaine crédibilité, de la démarche que nous avons adoptée. Nous pouvons appliquer à présent notre méthode sur des images réelles avec des cas pathologiques.

4.4. Application à l'IRM

Première aide au diagnostic : Détection et Caractérisation des AVC dans les IRM cérébrales

4.4.1. Objectifs

Nous avons utilisé dans cette manipulation toutes les images à notre disposition. L'objectif est d'étudier l'évolution des 2 paramètres de caractérisation, à savoir le volume de l'AVC et la distance entre les 2 centres de gravité, en fonction du temps et de la modalité.

Cette étude a plusieurs objectifs :

- ❖ En fonction de la modalité, de la période considérée, et du traitement administré, le médecin va analyser l'évolution des 2 paramètres, et pourra adapter la thérapeutique, en fonction des résultats obtenus ;
- ❖ Cette analyse va permettre de savoir, pour chaque période temporelle, quel est le protocole d'acquisition le mieux adapté, élément très important pour un radiologue, qui saura qu'un protocole donnera un bon diagnostic à telle période et pas à telle autre, ce qui permettra un gain de temps, et une réduction du coût, très importants ;
- ❖ Elle permettra de comparer les résultats obtenus avec l'examen clinique, effectué sur le patient à différentes périodes.

4.4.2. Résultats de la segmentation et caractérisation des AVC pour les différentes modalités

Nom:	J0				J5				J100			
	CG Cerveau	CG AVC	DI ST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DI ST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DI ST	SURF AVC
P1_DIFF_08	(132, 155)	(150, 99)	59	383	(133, 147)	(160, 96)	58	801	(129, 161)	(155, 123)	46	396
P1_DIFF_09	(132, 149)	(156, 99)	55	1559	(134, 140)	(167, 91)	59	1749	(128, 154)	(163, 113)	54	66
P1_DIFF_10	(132, 143)	(168, 99)	57	2107	(132, 134)	(172, 97)	54	2521	(129, 148)	(167, 103)	59	960
P1_DIFF_11	(130, 137)	(171, 100)	55	2379	(133, 132)	(173, 100)	51	2511	(129, 140)	(171, 99)	59	1814
P1_DIFF_12	(130, 136)	(172, 103)	53	2238	(131, 132)	(171, 104)	49	1942	(128, 137)	(174, 111)	53	1741
P1_DIFF_13	(131, 136)	(169, 115)	43	1928	(130, 132)	(170, 111)	45	1584	(127, 137)	(169, 96)	59	251
P1_DIFF_14	(130, 137)	(171, 117)	46	1219	(129, 134)	(172, 115)	47	1316	(127, 136)	(178, 112)	56	184
P1_DIFF_15	(130, 138)	(174, 122)	47	1059	(131, 135)	(175, 119)	47	857	(128, 137)	(178, 114)	55	732
P1_DIFF_16	(129, 138)	(172, 117)	48	712	(128, 135)	(171, 118)	46	669	(128, 138)	(184, 124)	58	44
P1_DIFF_17	(129, 141)	(168, 122)	43	344	(131, 139)	(168, 115)	44	208	(128, 138)	(172, 113)	51	287
P1_DIFF_18	(129, 143)	(162, 121)	40	68	(132, 144)	(162, 115)	42	45	(127, 140)	(163, 118)	42	403
VOLUME Unitaire (pxl)	13996				14203				6878			
VOLUME Réel (pxl)	97972				99421				48146			
VOLUME Réel (Cm3)	156,76				159,07				77,03			
Taux AVC/Cerveau	11%				11%				5%			

TAB. 4.4 – Evolution des surfaces et du volume de l'AVC, pour chaque période, en diffusion

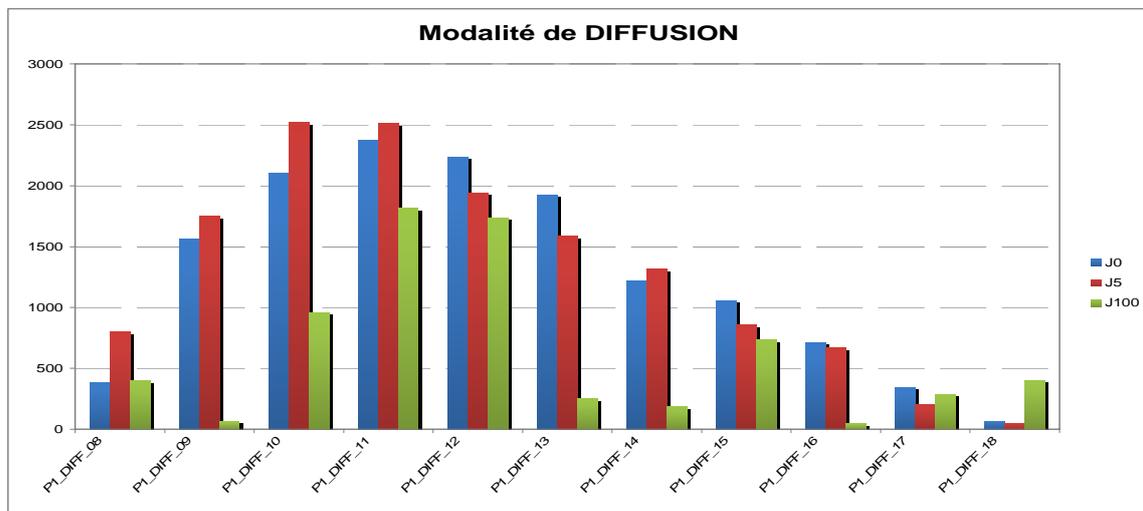


FIG. 4.5 – Courbes correspondants à l'évolution des surfaces de l'AVC, pour chaque période, en diffusion

Nom:	J0				J5				J100			
	CG Cerveau	CG AVC	DI ST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DI ST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DI ST	SURF AVC
P1_T2_08	(131, 156)	(183, 113)	67	231	(131, 139)	(163, 99)	51	41	(126, 154)	(181, 102)	76	110
P1_T2_09	(134, 147)	(165, 100)	56	73	(130, 141)	(165, 100)	54	867	(129, 149)	(159, 100)	57	281
P1_T2_10	(129, 141)	(175, 104)	59	155	(131, 138)	(166, 90)	59	1555	(128, 140)	(170, 106)	54	458
P1_T2_11	(130, 140)	(178, 102)	61	222	(130, 133)	(173, 99)	55	2321	(131, 144)	(164, 105)	51	553
P1_T2_12	(129, 136)	(180, 97)	64	188	(130, 131)	(175, 116)	47	2248	(129, 142)	(175, 111)	55	1069
P1_T2_13	(129, 136)	(166, 99)	52	232	(129, 131)	(171, 106)	49	1519	(128, 139)	(173, 103)	58	1775
P1_T2_14	(128, 136)	(178, 116)	54	201	(130, 130)	(177, 115)	49	978	(127, 138)	(172, 111)	52	1314
P1_T2_15	(128, 136)	(169, 105)	51	75	(129, 131)	(173, 112)	48	1371	(126, 137)	(171, 123)	47	789
P1_T2_16	(128, 136)	(177, 119)	52	698	(129, 133)	(176, 120)	49	641	(126, 137)	(171, 124)	47	1066
P1_T2_17	(128, 137)	(176, 115)	53	214	(128, 135)	(171, 115)	47	653	(126, 136)	(168, 129)	43	495
P1_T2_18	(128, 139)	(167, 117)	45	752	(128, 138)	(167, 116)	45	190	(126, 136)	(173, 131)	47	233
VOLUME Unitaire (pxl)	3041				12384				8143			
VOLUME Réel (pxl)	21287				86688				57001			
VOLUME Réel (Cm3)	34,06				138,70				91,20			
Taux AVC/Cerveau	2%				10%				7%			

TAB. 4.5 – Evolution des surfaces et du volume de l’AVC, pour chaque période, en T2

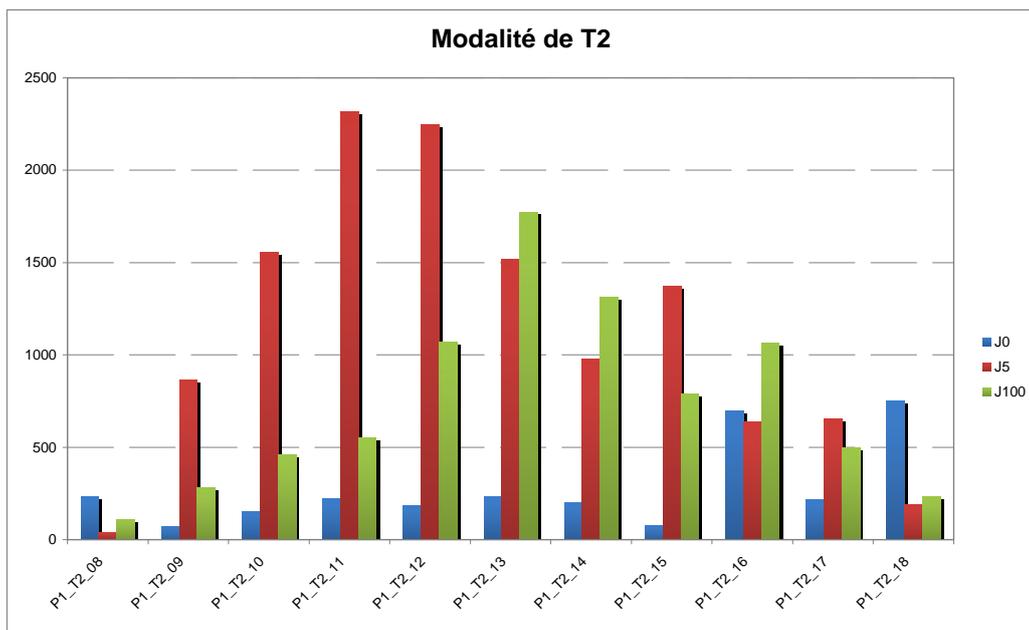


FIG. 4.6 – Courbes correspondants à l’évolution des surfaces de l’AVC, pour chaque période, en T2

Nom:	J0				J5				J100			
	CG Cerveau	CG AVC	DI ST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DI ST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DI ST	SURF AVC
P1_FLAIR_08	(129, 139)	(158, 109)	42	486	(130, 138)	(152, 98)	46	115	(127, 136)	(159, 99)	49	81
P1_FLAIR_09	(129, 138)	(152, 96)	48	202	(130, 132)	(160, 100)	44	419	(127, 139)	(155, 120)	34	210
P1_FLAIR_10	(129, 135)	(160, 100)	47	627	(131, 132)	(166, 96)	50	1368	(128, 136)	(159, 99)	48	87
P1_FLAIR_11	(129, 137)	(163, 94)	55	1534	(131, 133)	(171, 96)	54	2231	(128, 135)	(172, 92)	62	36
P1_FLAIR_12	(129, 137)	(171, 101)	55	1228	(131, 134)	(173, 101)	53	2201	(128, 136)	(159, 102)	46	185
P1_FLAIR_13	(129, 136)	(171, 108)	50	1160	(130, 134)	(171, 105)	50	1510	(128, 136)	(166, 80)	68	223
P1_FLAIR_14	(129, 138)	(173, 115)	50	159	(130, 134)	(176, 115)	50	895	(128, 137)	(164, 86)	62	1063
P1_FLAIR_15	(129, 140)	(172, 117)	49	378	(130, 135)	(173, 115)	47	1089	(128, 140)	(154, 114)	37	468
P1_FLAIR_16	(128, 139)	(171, 121)	47	747	(129, 136)	(176, 120)	50	656	(128, 139)	(165, 129)	38	399
P1_FLAIR_17	(128, 140)	(175, 118)	52	156	(130, 137)	(174, 118)	48	287	(127, 138)	(169, 124)	44	416
P1_FLAIR_18	(128, 142)	(168, 121)	45	228	(130, 138)	(168, 115)	44	194	(127, 140)	(172, 121)	49	53
VOLUME Unitaire (pxl)	6905				10965				3221			
VOLUME Réel (pxl)	48335				76755				22547			
VOLUME Réel (Cm3)	77,34				122,81				36,08			
Taux AVC/Cerveau	6%				9%				3%			

TAB. 4.6 – Evolution des surfaces et du volume de l'AVC, pour chaque période, en Flair

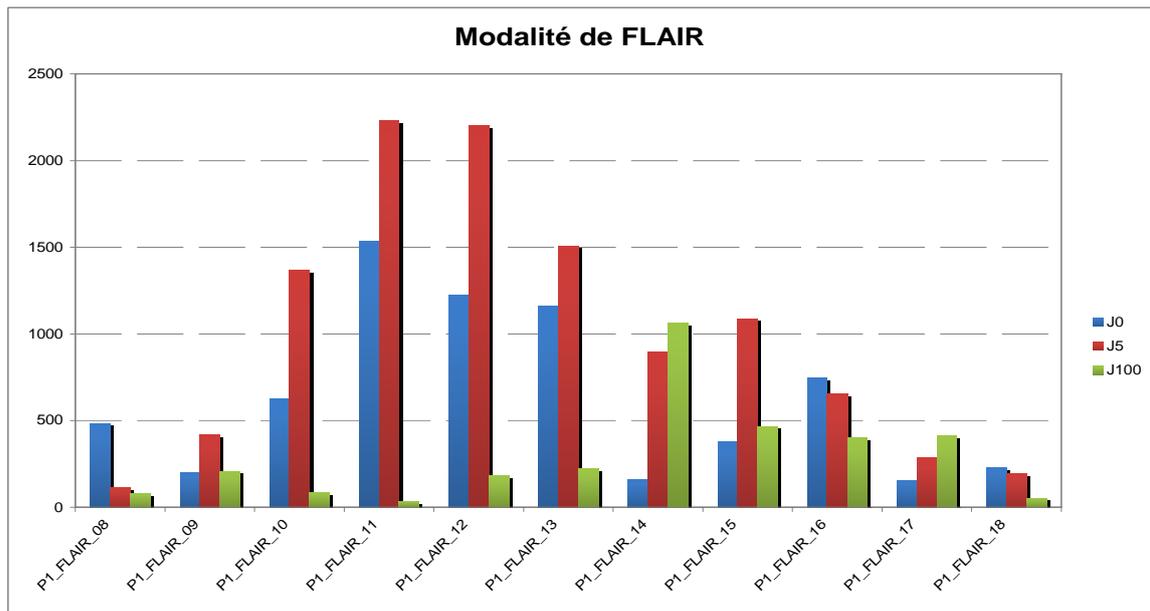


FIG. 4.7 – Courbes correspondants à l'évolution des surfaces de l'AVC, pour chaque période, en Flair

4.4.3. Résultats de la segmentation et caractérisation des AVC pour les différentes périodes

Nom	DIFF				T2				FLAIR			
	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC
P1_J0_08	(132, 155)	(150, 99)	59	383	(131, 156)	(183, 113)	67	231	(129, 139)	(158, 109)	42	486
P1_J0_09	(132, 149)	(156, 99)	55	1559	(134, 147)	(165, 100)	56	73	(129, 138)	(152, 96)	48	202
P1_J0_10	(132, 143)	(168, 99)	57	2107	(129, 141)	(175, 104)	59	155	(129, 135)	(160, 100)	47	627
P1_J0_11	(130, 137)	(171, 100)	55	2379	(130, 140)	(178, 102)	61	222	(129, 137)	(163, 94)	55	1534
P1_J0_12	(130, 136)	(172, 103)	53	2238	(129, 136)	(180, 97)	64	188	(129, 137)	(171, 101)	55	1228
P1_J0_13	(131, 136)	(169, 115)	43	1928	(129, 136)	(166, 99)	52	232	(129, 136)	(171, 108)	50	1160
P1_J0_14	(130, 137)	(171, 117)	46	1219	(128, 136)	(178, 116)	54	201	(129, 138)	(173, 115)	50	159
P1_J0_15	(130, 138)	(174, 122)	47	1059	(128, 136)	(169, 105)	51	75	(129, 140)	(172, 117)	49	378
P1_J0_16	(129, 138)	(172, 117)	48	712	(128, 136)	(177, 119)	52	698	(128, 139)	(171, 121)	47	747
P1_J0_17	(129, 141)	(168, 122)	43	344	(128, 137)	(176, 115)	53	214	(128, 140)	(175, 118)	52	156
P1_J0_18	(129, 143)	(162, 121)	40	68	(128, 139)	(167, 117)	45	752	(128, 142)	(168, 121)	45	228
VOLUME	13996				3041				6905			

TAB. 4.7 – Evolution des surfaces de l’AVC, à J0, pour chaque modalité

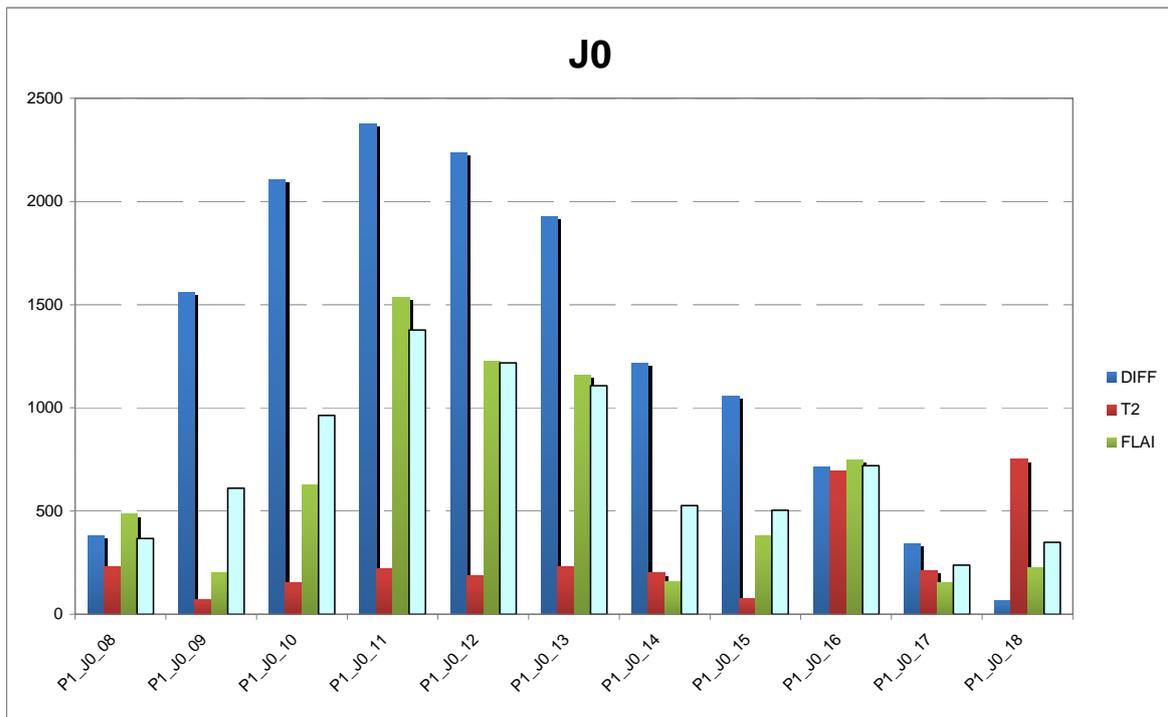


FIG. 4.8 – Courbes correspondants à l’évolution des surfaces de l’AVC, à J0, pour chaque modalité (la moyenne des surfaces est en bleu clair).

Nom:	DIFF				T2				FLAIR			
	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC
P1_J5_08	(133, 147)	(160, 96)	58	801	(131, 139)	(163, 99)	51	41	(130, 138)	(152, 98)	46	115
P1_J5_09	(134, 140)	(167, 91)	59	1749	(130, 141)	(165, 100)	54	867	(130, 132)	(160, 100)	44	419
P1_J5_10	(132, 134)	(172, 97)	54	2521	(131, 138)	(166, 90)	59	1555	(131, 132)	(166, 96)	50	1368
P1_J5_11	(133, 132)	(173, 100)	51	2511	(130, 133)	(173, 99)	55	2321	(131, 133)	(171, 96)	54	2231
P1_J5_12	(131, 132)	(171, 104)	49	1942	(130, 131)	(175, 116)	47	2248	(131, 134)	(173, 101)	53	2201
P1_J5_13	(130, 132)	(170, 111)	45	1584	(129, 131)	(171, 106)	49	1519	(130, 134)	(171, 105)	50	1510
P1_J5_14	(129, 134)	(172, 115)	47	1316	(130, 130)	(177, 115)	49	978	(130, 134)	(176, 115)	50	895
P1_J5_15	(131, 135)	(175, 119)	47	857	(129, 131)	(173, 112)	48	1371	(130, 135)	(173, 115)	47	1089
P1_J5_16	(128, 135)	(171, 118)	46	669	(129, 133)	(176, 120)	49	641	(129, 136)	(176, 120)	50	656
P1_J5_17	(131, 139)	(168, 115)	44	208	(128, 135)	(171, 115)	47	653	(130, 137)	(174, 118)	48	287
P1_J5_18	(132, 144)	(162, 115)	42	45	(128, 138)	(167, 116)	45	190	(130, 138)	(168, 115)	44	194
VOLUME	14203				12384				10965			

TAB. 4.8 – Evolution des surfaces de l'AVC, à J5, pour chaque modalité

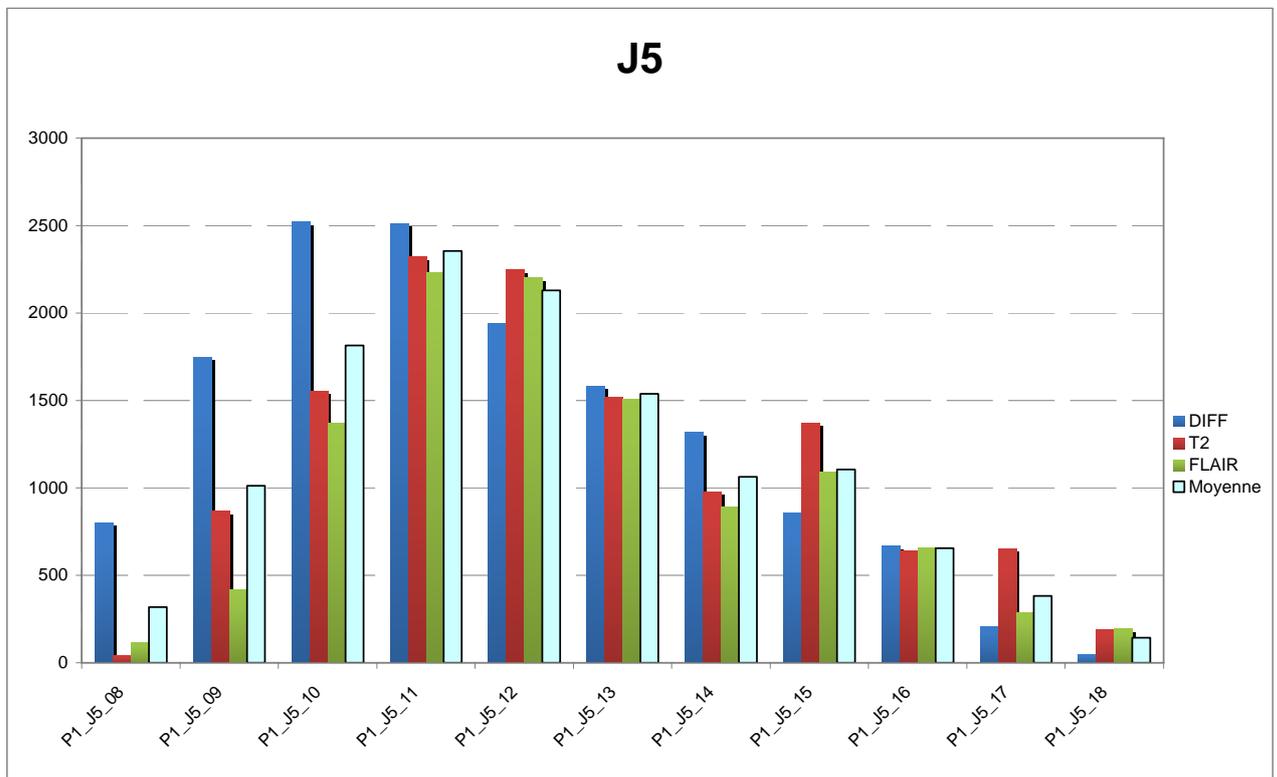


FIG. 4.9 – Courbes correspondants à l'évolution des surfaces de l'AVC, à J5, pour chaque modalité (la moyenne des surfaces est en bleu clair).

Nom:	DIFF				T2				FLAIR			
	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC	CG Cerveau	CG AVC	DIST	SURF AVC
P1_J100_08	(129, 161)	(155, 123)	46	396	(126, 154)	(181, 102)	76	110	(127, 136)	(159, 99)	49	81
P1_J100_09	(128, 154)	(163, 113)	54	66	(129, 149)	(159, 100)	57	281	(127, 139)	(155, 120)	34	210
P1_J100_10	(129, 148)	(167, 103)	59	960	(128, 140)	(170, 106)	54	458	(128, 136)	(159, 99)	48	87
P1_J100_11	(129, 140)	(171, 99)	59	1814	(131, 144)	(164, 105)	51	553	(128, 135)	(172, 92)	62	36
P1_J100_12	(128, 137)	(174, 111)	53	1741	(129, 142)	(175, 111)	55	1069	(128, 136)	(159, 102)	46	185
P1_J100_13	(127, 137)	(169, 96)	59	251	(128, 139)	(173, 103)	58	1775	(128, 136)	(166, 80)	68	223
P1_J100_14	(127, 136)	(178, 112)	56	184	(127, 138)	(172, 111)	52	1314	(128, 137)	(164, 86)	62	1063
P1_J100_15	(128, 137)	(178, 114)	55	732	(126, 137)	(171, 123)	47	789	(128, 140)	(154, 114)	37	468
P1_J100_16	(128, 138)	(184, 124)	58	44	(126, 137)	(171, 124)	47	1066	(128, 139)	(165, 129)	38	399
P1_J100_17	(128, 138)	(172, 113)	51	287	(126, 136)	(168, 129)	43	495	(127, 138)	(169, 124)	44	416
P1_J100_18	(127, 140)	(163, 118)	42	403	(126, 136)	(173, 131)	47	233	(127, 140)	(172, 121)	49	53
VOLUME	6878				8143				3221			

TAB. 4.9 – Evolution des surfaces de l’AVC, à J100, pour chaque modalité

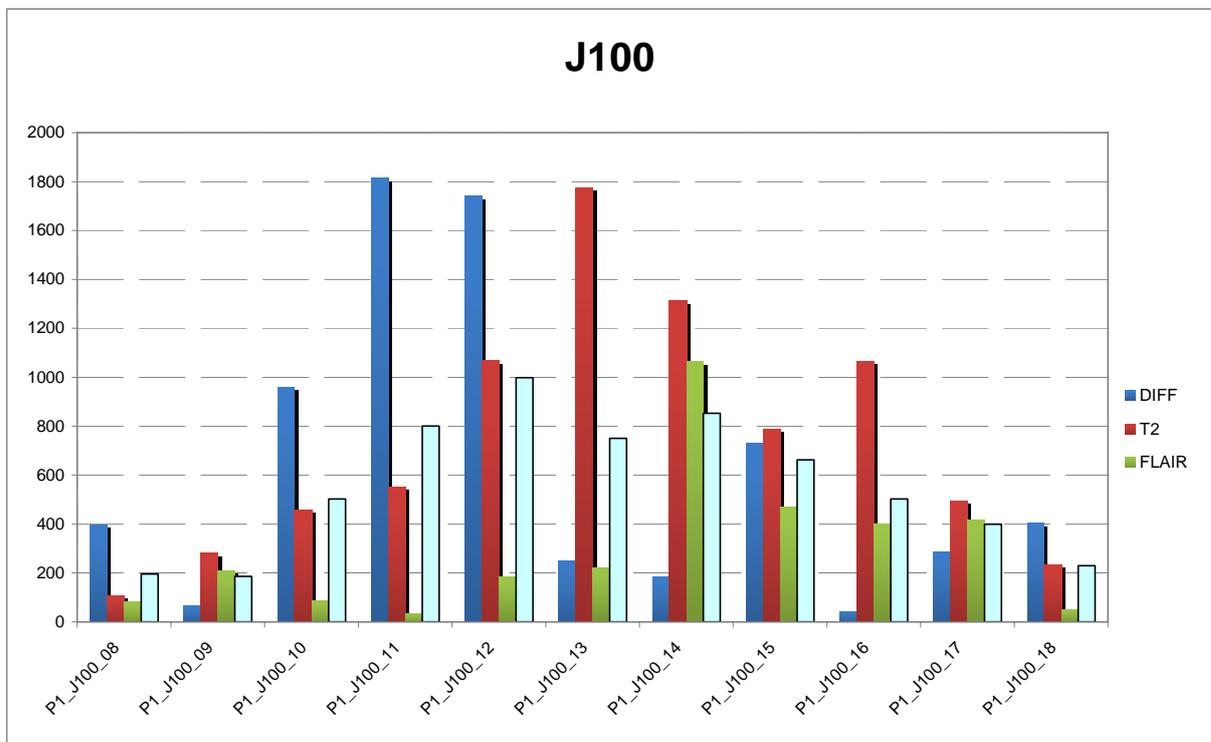


FIG. 4.10 – Courbes correspondants à l’évolution des surfaces de l’AVC, à J100, pour chaque modalité (la moyenne des surfaces est en bleu clair)

4.4.4. Interprétation

L'analyse des différentes courbes nous permet de tirer les conclusions suivantes :

- ✚ En diffusion : On remarque qu'à J100, l'AVC, qui devient foncé, est difficilement décelable. Les surfaces sont nettement plus petites que pour J0 et J5. C'est une modalité qui ne permet pas un bon diagnostic à J100. On remarque que les distances des centres de gravité du cerveau et de l'AVC sont proches entre J0 et J5 par rapport à celles avec J100. Ceci prouve que la localisation de l'AVC a changé. En plus, les volumes (en cm³), sont relativement proches à J0 et à J5, par rapport à J100. La moyenne des surfaces (en bleu clair) se rapproche le plus de J0 et de J5. On conseille de ne pas utiliser cette modalité à J100.
- ✚ En T2 : Cette fois, c'est au temps J0 que les valeurs des surfaces ne sont pas comparables. La différence est très importante par rapport aux valeurs à J5 et à J100. Le pourcentage qu'occupe l'AVC dans le cerveau est très petit par rapport à celui des 2 autres temps. L'analyse des distances entre les CG, va dans le même sens. Là aussi, on conseille de ne pas utiliser la modalité T2 à J0.
- ✚ En Flair, pour les mêmes raisons que précédemment, les valeurs obtenues à J100 sont erronées, par rapport aux autres temps. Les distances entre CG se rapprochent beaucoup plus à J0 et à J5, par rapport à J100. La modalité Flair n'est pas conseillée à J100.

On peut récapituler ces résultats dans le tableau 4.10.

MODALITES Périodes	J0	J5	J100
DIFFUSION			
FLAIR			
T2			

TAB. 4.10 - Modalités recommandées pour chaque période
(vert : Utilisation possible, rouge : Utilisation déconseillée)

Ces résultats ont été comparés à ceux issus de l'expertise médicale, faites sur ces mêmes images, quand elles nous ont été fournies. Les résultats sont conformes en grande partie. La seule différence réside dans le fait que le diagnostic médical est possible en Flair à J100. Bien sûr, ces résultats ne peuvent devenir crédibles, que si le nombre de patients expertisés devient important.

4.5. Deuxième aide au diagnostic : Mise en correspondance anatomo-fonctionnelle

Le but de la manipulation est de faire la mise en correspondance anatomo-fonctionnelle entre, l'AVC extrait du cerveau, et les aires de Brodmann (annexes 2), afin de pouvoir déterminer les aires fonctionnelles endommagées par l'AVC [98]. Cette manipulation revêt une grande importance pour le corps médical, puisqu'on pourra savoir, à priori, quelles sont les zones endommagées par l'AVC, et commencer, de façon précoce, une thérapeutique, visant à essayer de sauver les zones affectées. Cette détermination des zones touchées par l'AVC peut se faire, même si le patient est inconscient ou dans un état comateux, et donc, sans faire intervenir des examens cliniques. Les étapes sont décrites dans la figure 4.12.

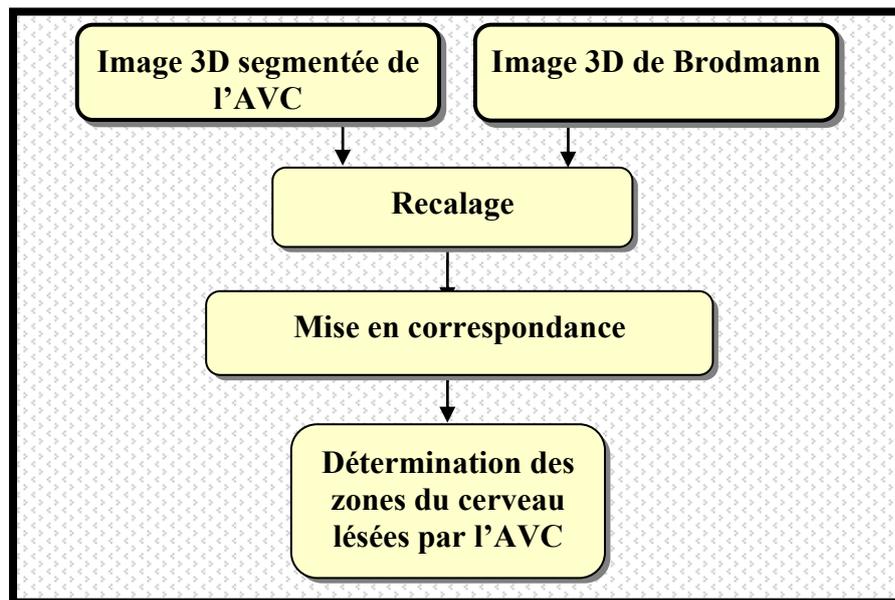


FIG. 4.11 – Organigramme de la mise en correspondance anatomo-fonctionnelle

4.5.1. Images utilisées

On utilise l'image 3D en modalité diffusion, à J_0 , et l'image 3D de Brodmann (figure 4.12), qui constitue un atlas des 52 aires fonctionnelles du cerveau (Annexe 2). Pour pouvoir suivre les étapes de l'opération, nous prenons l'exemple du traitement de la coupe N°80.

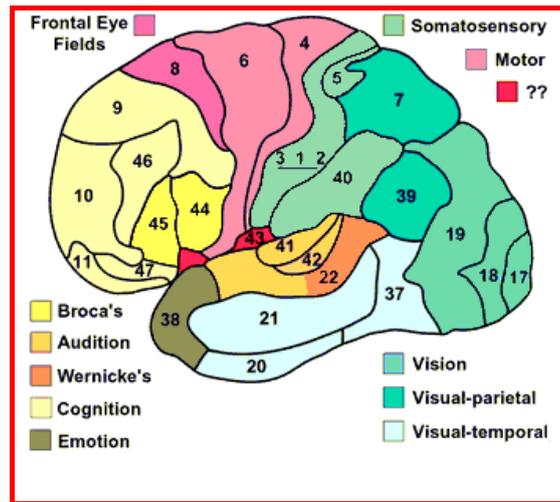


FIG 4.12 - Fonctions des différentes aires de Brodmann

4.5.2. Recalage d'images

Ce domaine ne fait pas partie directement de notre travail, mais est nécessaire, pour mettre en évidence l'utilité de la segmentation de l'AVC. Nous ne donnerons que quelques informations, susceptibles d'aider le lecteur à comprendre le rôle de cette opération.

4.5.2.1. Définition

Le recalage d'images, en anglais registration, fait référence à la procédure ayant pour but de trouver une transformation spatiale, reliant deux ou plusieurs images. Au final, le but est de situer les images, dans un même repère géométrique. C'est un domaine de recherche aux multiples applications, et impliquant un vaste nombre de techniques d'imagerie numérique. Cette multiplicité provient essentiellement de la notion assez générale de lien entre images: les méthodes de recalage interviennent en fait à chaque fois qu'une correspondance spatiale entre les images est requise. Le recalage d'images est un ensemble d'opérations, consistant à superposer deux images ou plus, plus précisément d'aligner une image à transformer sur une image de référence (figure 4. 13).

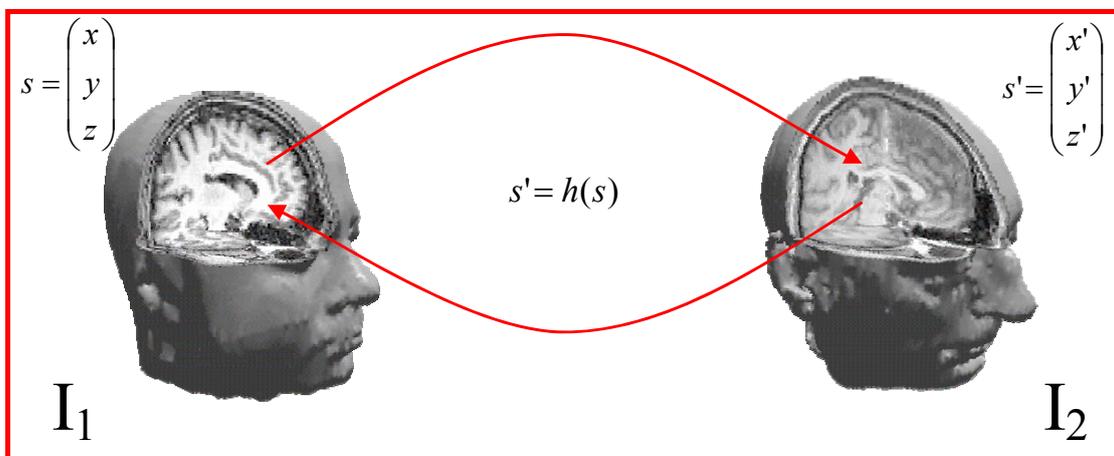


FIG. 4.13 - Recalage entre une image cible et une image référence

Le recalage intervient lorsqu'on doit suivre l'évolution de la pathologie chez un patient, en analysant des images prises à des temps différents. Les images ne sont jamais superposables, et le suivi s'avère difficile à faire. Le recalage permet d'utiliser des transformations géométriques, comme des translations et des rotations, pour faire coïncider deux images.

4.5.2.2. Différentes catégories de recalage

Les divers problèmes du recalage d'images peuvent être répertoriés en quatre groupes :

- ❖ ***Intra-sujet, intra-modalité*** : alignement d'études d'un même individu et d'une même modalité qui, dans le contexte de la médecine nucléaire, s'applique surtout au recalage d'images d'IRM ou de TEP.
- ❖ ***Intra-sujet, inter-modalité*** : alignement d'études d'un même sujet, mais de différentes modalités. Le cas le plus habituel est le recalage d'une étude fonctionnelle (TEP ou TEMP) et d'une étude anatomique (TDM ou IRM).
- ❖ ***Inter-sujets, intra-modalité*** : recalages d'études de différents individus, mais d'une même modalité. Exemple de ce type : la comparaison de groupes, par cartographie statistique paramétrique (SPM, statistical parametric mapping) ; c'est cette catégorie que l'on utilise dans notre approche.
- ❖ ***Inter-sujet, inter-modalité*** : alignement d'études de différents sujets et de différentes modalités. Il s'agit d'un domaine assez inhabituel et plutôt difficile. Une application possible serait le recalage d'une image fonctionnelle avec une image IRM modèle.

Voici un tableau résumant les différentes classes de problèmes et leurs applications médicales :

	Un sujet (intra-sujet)	Plusieurs sujets (inter-sujet)
Une modalité (monomodale)	- Suivi de traitement - Validation post-opératoire - Déformations pré-opératoires	- Segmentation automatique - Construction d'atlas anatomique
Plusieurs modalités (multimodale)	- Planning thérapeutique - Comparaison anatomie/fonction - Chirurgie assistée par ordinateur	- Construction d'atlas anatomo-fonctionnel

TAB. 4.11 - *Classes de problèmes vs applications*

4.5.2.3. Recalage utilisé [53][54][55]

Il s'agit de transformer l'image du cerveau avec AVC, sur laquelle la segmentation par notre méthode a été faite, en une image, ayant les mêmes dimensions et la même forme, que l'image Brodmann de référence. Comme cette dernière comporte 181 coupes et que l'image cerveau d'origine n'en comporte que 20, la transformation va utiliser des interpolations dans le recalage, pour générer une image cerveau recalée de 181 coupes.

En utilisant le SPM, nous avons procédé au recalage de l'image AVC en 3D avec l'image Brodmann (figure 4.14).

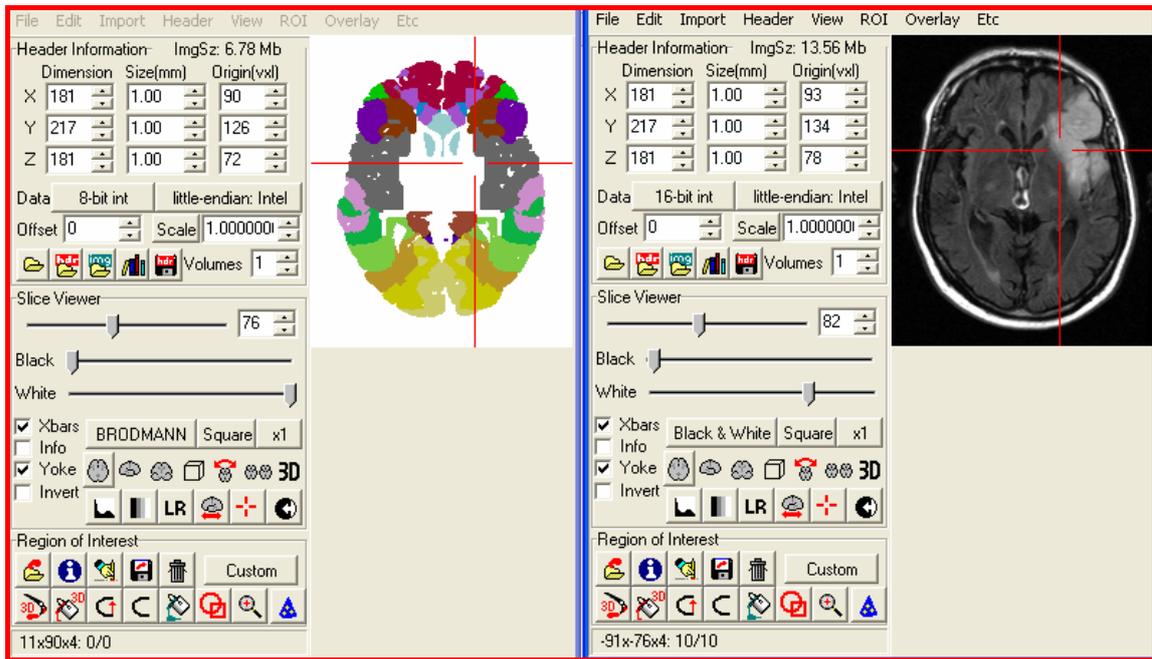


FIG. 4.14 – Résultat du Recalage sur SPM

4.5.3. Mise en correspondance de l'AVC et des aires de Brodmann- Détection des aires affectées par l'AVC [57]

Nous avons mis au point une procédure qui, à partir de l'image recalée de l'AVC, et de l'image Brodmann (figure 4.15.d), va faire une superposition entre les deux images, et déterminer les aires qui sont touchées par l'AVC (figure 4.16) [24]. Le calcul des surfaces des aires de Brodmann, et des portions affectées va permettre de calculer le pourcentage de l'aire endommagée par l'AVC. Sur les 181 coupes issues du recalage, l'AVC est visible sur les coupes comprises entre 54 et 123 (Annexe 3).

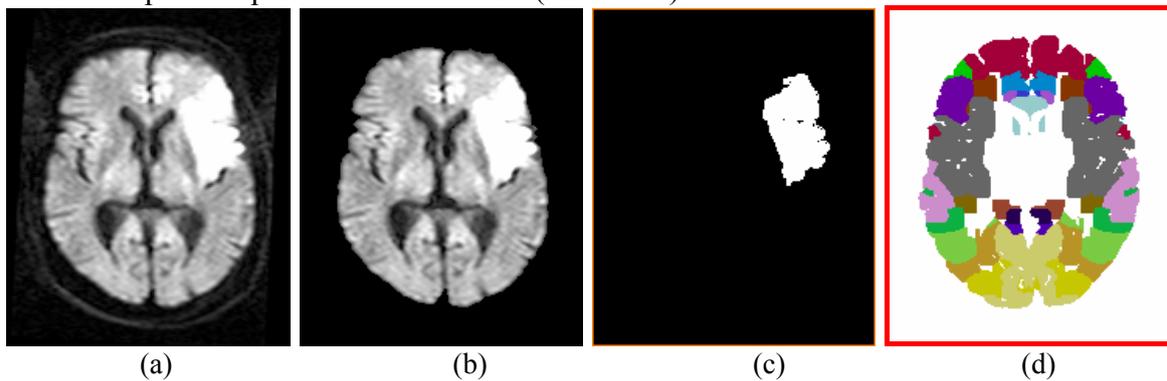


FIG. 4.15 – Mise en correspondance anatomo-fonctionnelle

- (a) Image originale
- (b) Image avec cerveau isolé
- (c) AVC extrait
- (d) Image de Brodmann

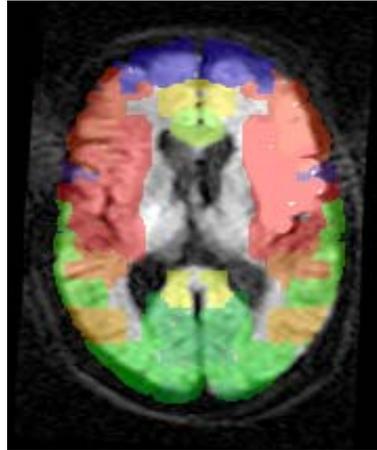


FIG 4. 16 - Superposition de la coupe 84 du cerveau recalé et de la coupe Brodmann correspondante

Nous avons appliqué la correspondance anatomo-fonctionnelle sur les images des 3 modalités, en utilisant les périodes recommandées par l'étude précédente (Table 4.10), pour avoir un diagnostic le plus proche de la réalité. Les résultats sont regroupés dans le tableau 4.12.

N° Aire lésée	Diffusion		T2		Flair	Fonction de l'aire endommagée
	J0	J5	J5	J100	J0	
0	12,03	7,59	4,2	3,9	5,82	Fond de l'image
3	0,15	0,16	0,26	0,02	0,07	
4	0,52	1,02	1,74	1,05	0,54	
6	7,25	8,86	10,78	9,54	15,68	Motrice
8	0,14	0,09				
9	0,97	0,84	0,45	0,09	1,16	
10	0,98	0,01		0,09	0,4	Cognition
11	8,19	3,93	3,03	0,46	1,37	
20	0,12	0,01			0,02	
21	0,01			0,18		
22	0,01	0,05	0,26	0,07		
23	0,01					
24	0,47					
25	1,49	0,06				
32	1,59					
34	0,56	0,58	0,14	0,01		
35	0,06					
38	0,93	1,32	2,09	2,02	0,22	
40	0,01					
41			0,65			
42			0,41			
43	0,01	0,03	0,16	0,05	0,46	
44	5,66	6,05	5,33	6,53	6,94	Aphasie de Brocca
45	4,63	5,34	2,98	3,36	9,81	
46	1,28	0,79	0,36	0,33	0,55	Cognition
47	12,96	14,53	15,34	12,41	11,05	
48	40	48,75	51,82	59,88	45,92	

TAB. 4.12 – Résultats de la détection des pourcentages des aires affectées par l'AVC

4.5.4. Résultats de l'examen clinique

L'examen clinique de ce patient, effectué lors de son admission au service, et lors des différentes interprétations des IRM, a donné le diagnostic suivant (en italique, sont mentionnées les aires responsables des troubles diagnostiqués):

- Déficit moteur face et membre supérieur droit (*Aire de la motricité*) ;
- Aphasie : forte diminution verbale et troubles de la compréhension (*Aphasie de Brocca*) ;
- Troubles praxiques (*Aire de la Cognition*) ;
- Troubles gnosiologiques (indifférence à la maladie) (*Aire de la Cognition*) ;
- Paraphrasie verbale : Troubles du langage (*Aire de Brocca*) ;
- Persévérance (reste sur le 1^{er} mouvement, quand on lui demande un second) (*Aire de la Cognition*) ;
- Troubles épisodiques de la mémoire (*Aire hippocampique*).

4.5.5. Interprétation

Nous avons utilisé, pour notre étude, les pondérations qui ont été choisies au paragraphe § 4.2.2, comme étant crédibles et aptes à être utilisées en mode clinique, en fonction de la période d'acquisition. Dans le tableau 4.12, on a mentionné, pour chaque pondération, et pour chaque période d'acquisition, le pourcentage des aires endommagées par l'AVC, et leur fonction. On a tenu compte dans notre analyse des points suivants :

- L'aire N°0 représente le fond de l'image et ne peut donc être considérée ;
- On n'a tenu compte dans notre interprétation que des aires présentes sur les 3 pondérations ;
- On n'a tenu compte que des pourcentages supérieurs à 2%, pour toutes les pondérations, et qui peuvent avoir un sens sémantique.

En tenant compte de cela, on peut en tirer les conclusions suivantes :

- ❖ Hormis les acquisitions T2 à J100 et Flair à J0, qui donnent des pourcentages inférieurs à 2% pour l'aire N°11, toutes les acquisitions donnent des mesures de pourcentages supérieures à 2% ;
- ❖ Sur les 30 mesures sélectionnées comme étant crédibles (en vert), 28 donnent des valeurs qui vont dans le même sens, soit 93,33%.
- ❖ Les aires qui ont été reconnues comme étant affectées par l'AVC, l'ont été à 93,33%, pour les 3 pondérations, et pour les 3 périodes J0, J5 et J100.
- ❖ La fusion des informations, issues des 3 pondérations, avec les temps choisis comme étant crédibles, nous permet de conclure que la reconnaissance des aires affectées par l'AVC s'est faite de façon satisfaisante, et de façon concordante pour toutes les pondérations.
- ❖ L'expertise médicale clinique confirme, avec exactitude, la concordance entre le diagnostic émis, et les fonctions des zones affectées par l'AVC, détectées par notre système.

4.6. Troisième aide au diagnostic : Représentation en 3D de l'AVC dans le cerveau

4.6.1. Principe

Le but de cette manipulation est de reconstruire le cerveau et l'AVC en 3D, à partir des coupes 2D segmentées, et de les visualiser en 3D, sur une même image. La représentation 3D obtenue, permettra au médecin de localiser avec exactitude l'AVC dans le cerveau (figure 4.18 et 4.19), et de choisir le chemin optimal, pour une intervention chirurgicale (dans le cas d'AVC hémorragiques), sans endommager les tissus avoisinants.

On utilise pour cela, le Matlab avec son Toolbox image processing. Le principe est d'utiliser les différentes coupes sur lesquelles l'AVC a été extrait, et de faire une reconstruction à l'aide de Matlab. Cette reconstruction touche aussi bien le cerveau que l'AVC, en tenant compte du centre de gravité de ces deux entités. Nous avons utilisés deux sortes de reconstruction :

- ❖ une reconstruction avant le recalage, donc avec les 18 coupes traitées ;
- ❖ une reconstruction après le recalage, donc avec 181 coupes traitées.

4.6.2. Résultats

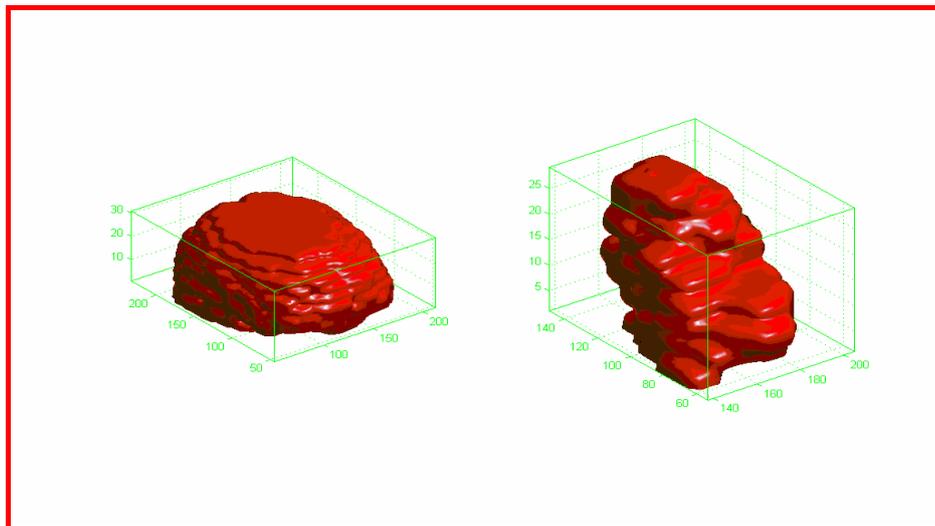


FIG. 4.17 – Représentation du cerveau et de l'AVC en 3D dans deux repères différents

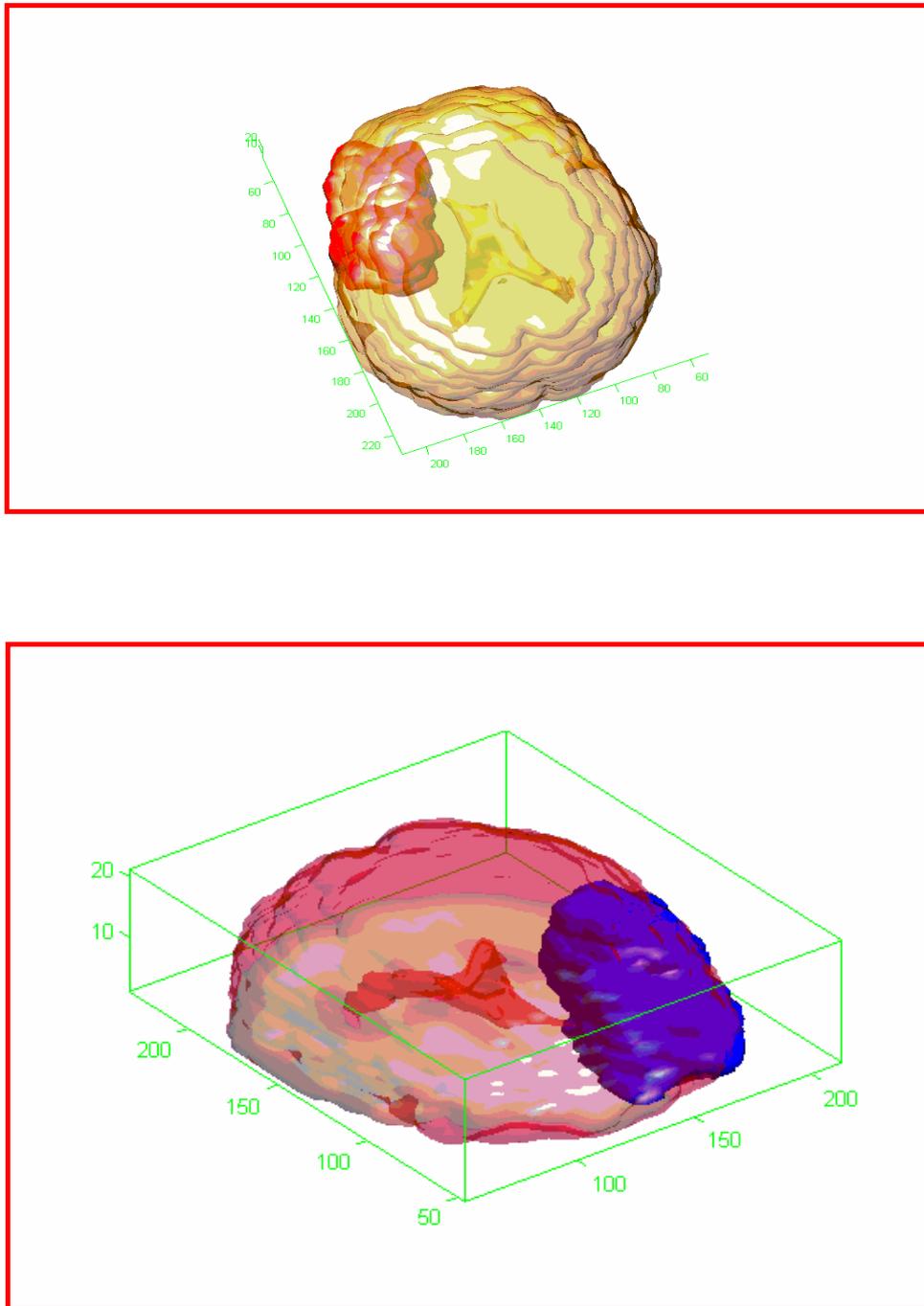


FIG. 4.18 – Représentation du cerveau et de l'AVC en 3D dans le même repère, sans recalage (18 coupes)

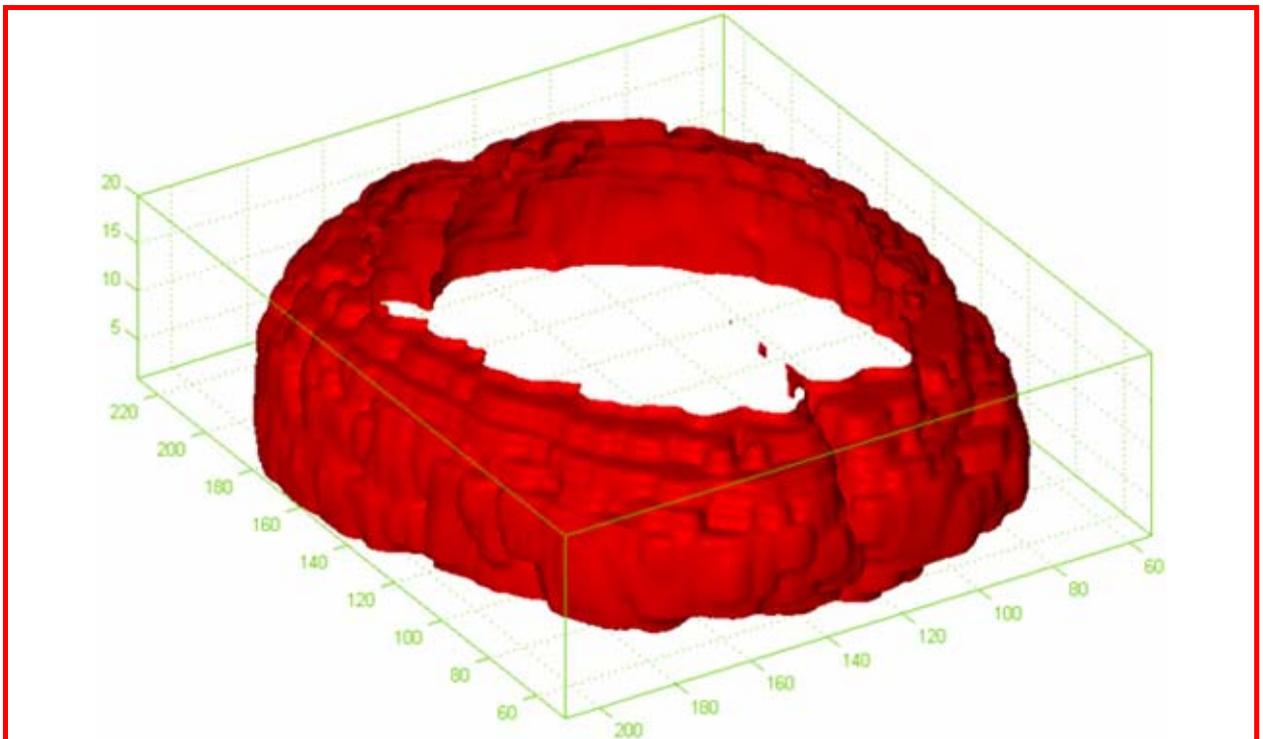
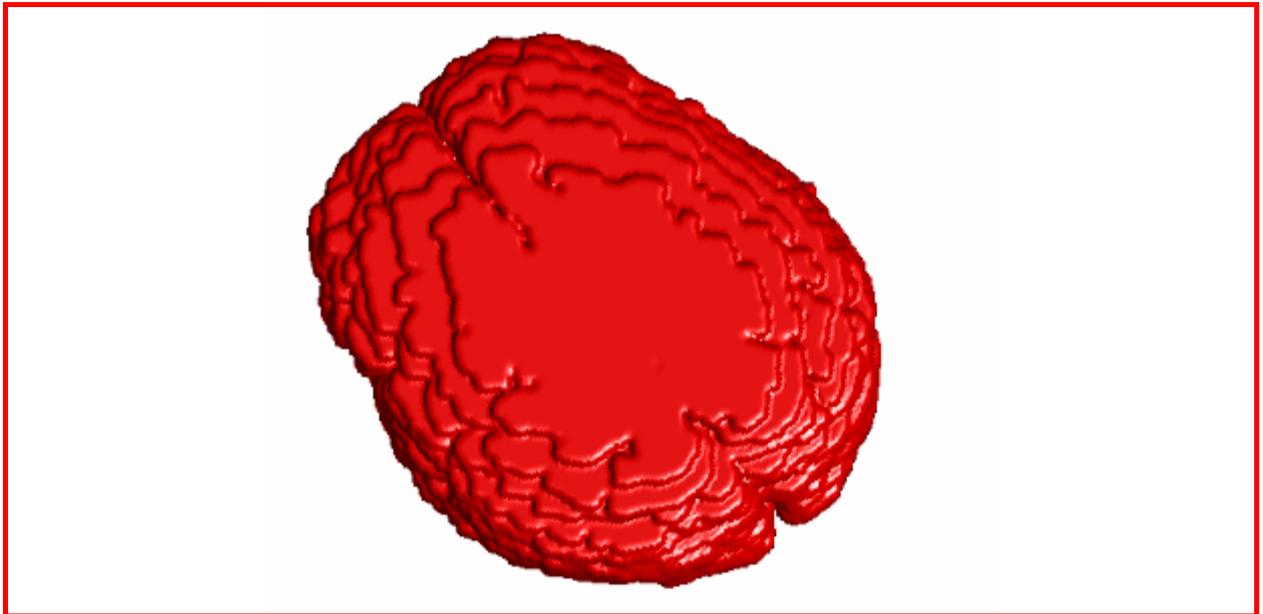


FIG. 4.19 - *Reconstruction 3D du cerveau isolé.*
En haut, la reconstruction couche par couche. En bas, le rendu volumique en 3D

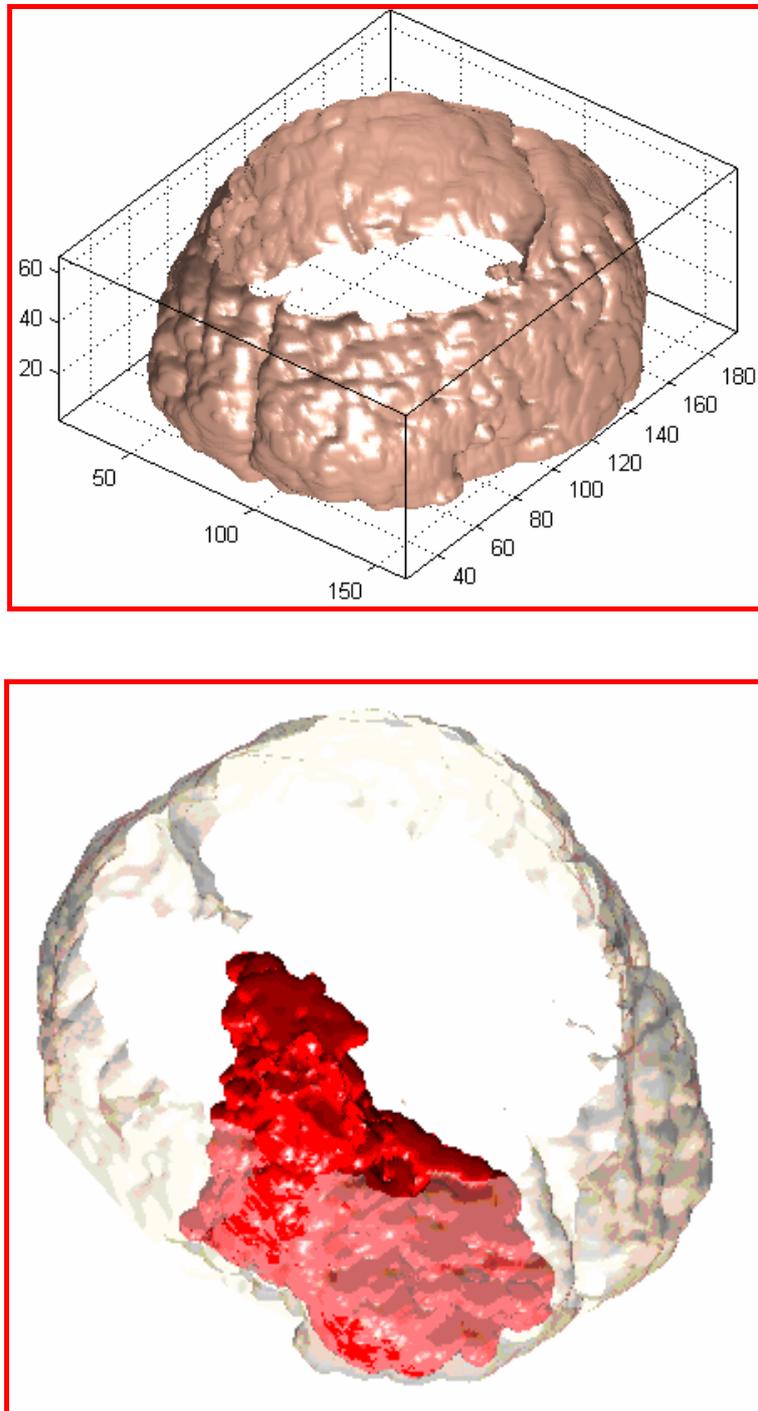


FIG 4.20 – Représentation du cerveau et de l'AVC en 3D dans le même repère, après recalage (181 coupes)

4.6.3. Interprétation

Les résultats obtenus vont permettre une aide appréciable pour le médecin. En plus d'extraire l'AVC, de le caractériser géométriquement, ce système permet de bien le localiser (figure 4.20), et de déterminer les aires fonctionnelles affectées. Le suivi de l'évolution de la pathologie, en fonction d'un traitement, sera plus aisé, de même que l'aide pour un geste chirurgical sera plus efficace, puisque le chirurgien utilisera cette localisation de l'AVC pour choisir le chemin optimal, qui évitera de détériorer les autres tissus.

CONCLUSION GENERALE

L'imagerie médicale est un domaine en plein essor, en particulier l'Imagerie par Résonance Magnétique. Elle permet d'obtenir des images de très haute qualité et devient un outil indispensable pour le diagnostic médical, pour le geste chirurgical, et pour le suivi de pathologies.

Notre travail a consisté à mettre au point un système capable d'assurer une aide au praticien, dans le domaine de l'IRM cérébrale. Il s'agissait de concevoir un outil simple et fiable, capable d'analyser des images de patients atteints d'AVC, dont le but est de mettre en évidence la lésion, ensuite de la caractériser, et enfin de la localiser avec exactitude dans le cerveau. Nous avons pour cela opté pour une segmentation coopérative de type régions/contours, précédée de prétraitements adéquats, qui ont amélioré la qualité de l'image et diminué la quantité d'informations à traiter. La dualité régions/contours a permis de résoudre un certain nombre de problèmes liés aux conditions d'acquisition. Nous avons pu segmenter convenablement l'AVC et l'extraire du cerveau avec la précision du détecteur de contours utilisé. Ceci a permis par la suite une caractérisation géométrique de cet AVC, qui se faisait manuellement et qui introduisait beaucoup de subjectivité dans les résultats. L'intervention d'un opérateur est encore nécessaire pour placer le germe de la croissance de régions, ce qui ouvre la voie vers la recherche d'une automatisation du processus.

Nous avons pu valider les résultats de la segmentation par deux méthodes. Dans un premier temps, par une évaluation avec référence, pour quantifier qualitativement les résultats, ce qui a été fait. Ensuite par une comparaison avec une mesure manuelle faite par des experts, qui a permis également de vérifier le bien fondé de la méthode.

Une étude a permis de déterminer en premier les modalités d'IRM à appliquer, à différents temps de l'évolution de la pathologie. Nous avons par la suite appliqué notre système à la mise en correspondance anatomo-fonctionnelle de l'AVC. En effet, les résultats de la segmentation des coupes nous ont permis de faire une reconstruction en 3D, ensuite de procéder à un recalage de l'image sur une image de référence représentant un atlas des aires fonctionnelles d'un cerveau. Ceci a permis de déterminer les aires qui étaient affectées par l'AVC, ce qui s'avère être une information de premier ordre pour un praticien. La reconstruction en 3D du cerveau et de l'AVC, en tenant compte des mesures géométriques effectuées, a permis également de localiser avec précision l'AVC, ce qui pourrait servir à effectuer un geste chirurgical avec des données intéressantes.

Cependant, notre système est perfectible. Une boucle d'évaluation serait profitable pour optimiser les paramètres du détecteur de contours, de l'extracteur de régions, et des seuils utilisés. Le filtrage anisotrope pourrait aussi être amélioré pour éviter que des zones représentant des objets importants ne soient filtrées.

CONCLUSION

Nous n'avons pas dans notre étude, pris en considération le biais, dû à l'inhomogénéité du champ, qui affecte toute acquisition IRM, de même que les problèmes liés au volume partiel. La prise en compte de tous ces facteurs pourrait améliorer sensiblement le système développé. Il est à souligner la difficulté de se procurer des images IRM réelles en nombre, de même que l'indisponibilité des experts médicaux, capables d'apporter des informations, aussi bien dans la mise en place des besoins et des problèmes qu'ils rencontrent dans leur tâche d'interprétation, que dans l'expertise et la validation d'un système quand il est opérationnel.

En dernier, un système ne peut s'avérer fonctionnel que si le nombre d'échantillons qu'on lui applique est important. Une étude est en cours pour étudier les images de différentes modalités de 50 patients atteints d'AVC, et pour suivre l'évolution temporaire des lésions.

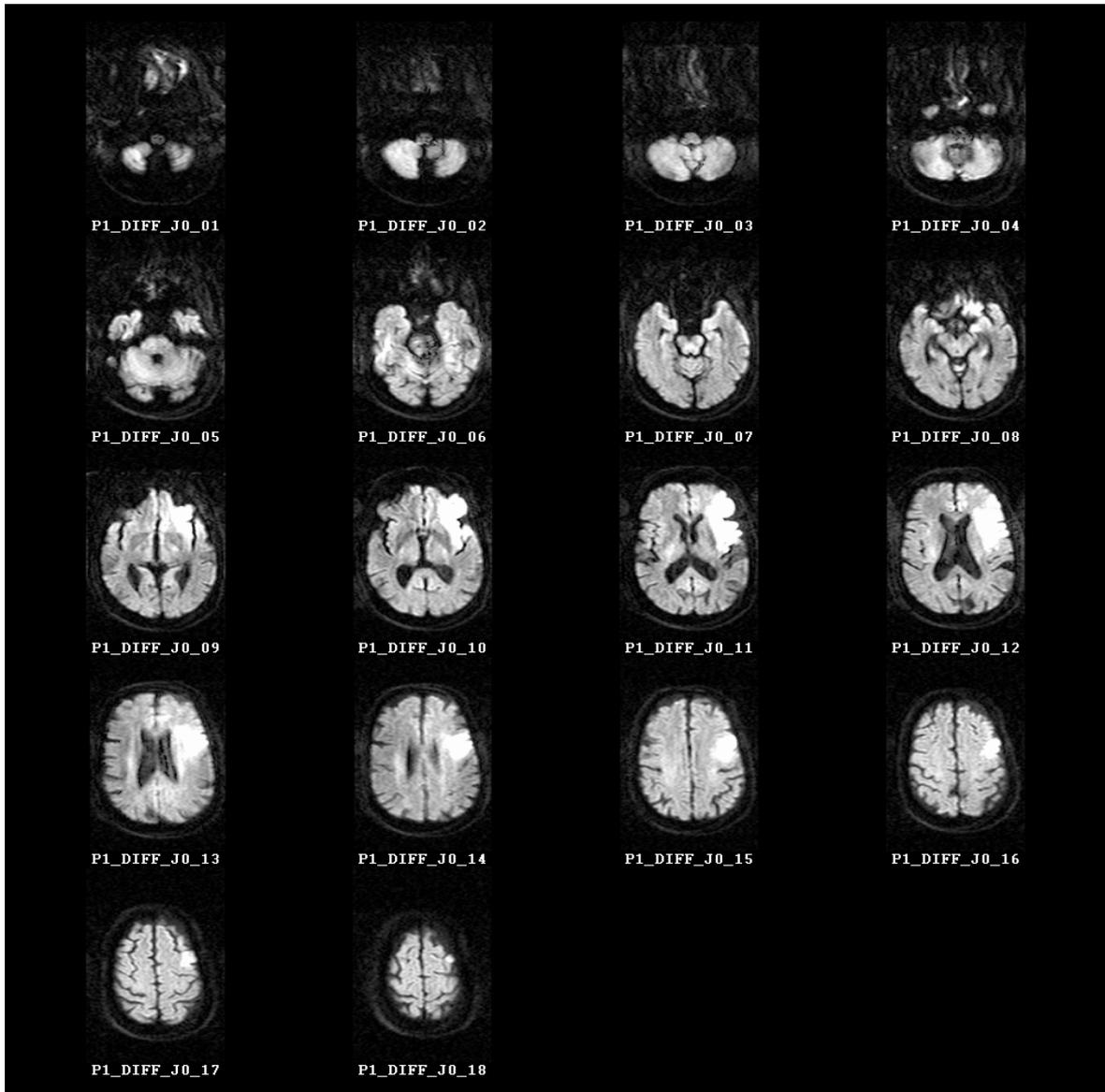
Sur le versant clinique, notre outil va permettre de mieux exploiter les informations présentes dans les images pour caractériser les zones lésées et la plasticité cérébrale. Sur le versant méthodologique, ce travail est une partie d'un projet plus complet d'automatisation de la segmentation coopérative.

ANNEXES

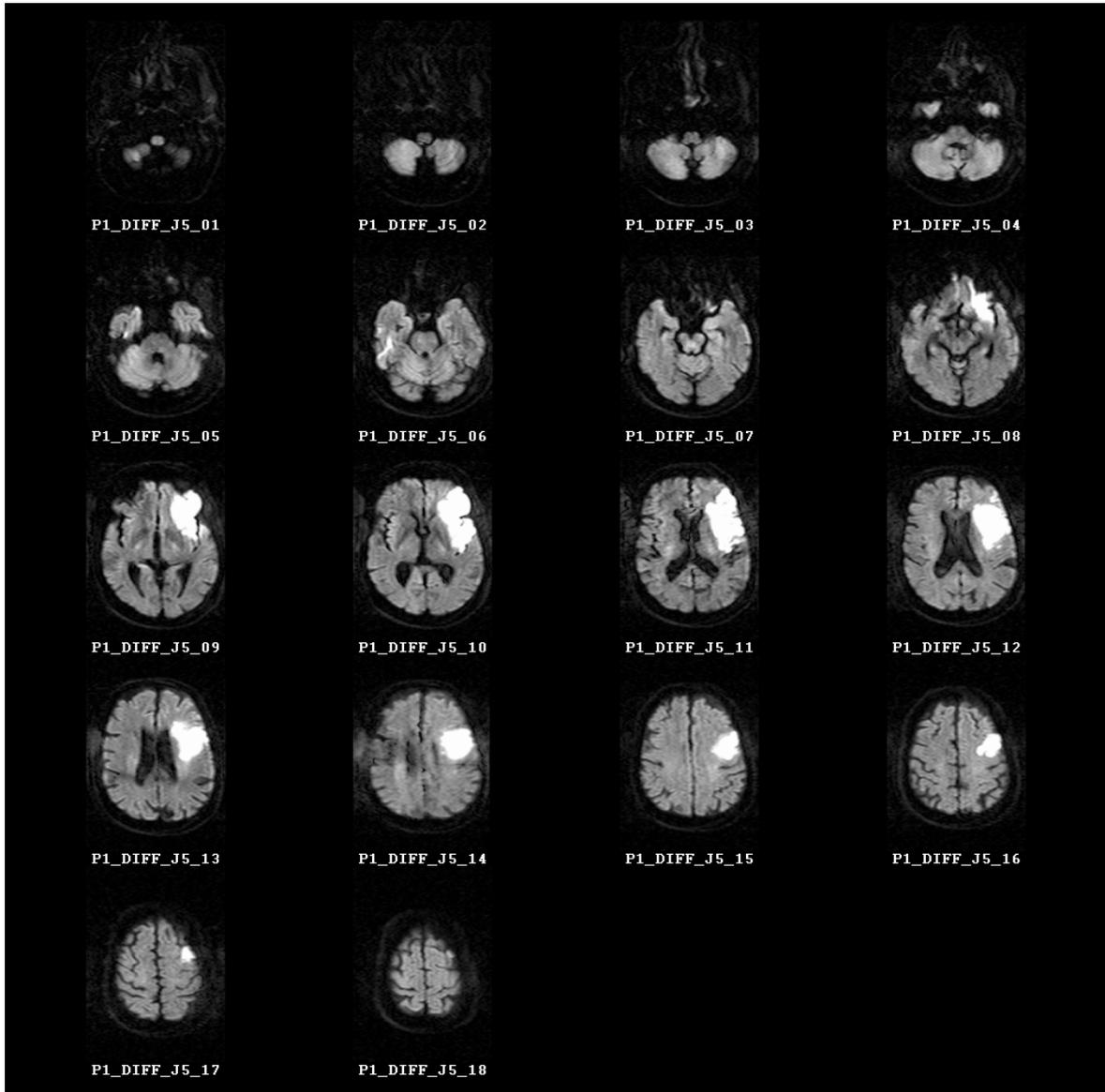
ANNEXE 1

Base d'images utilisées dans cette thèse

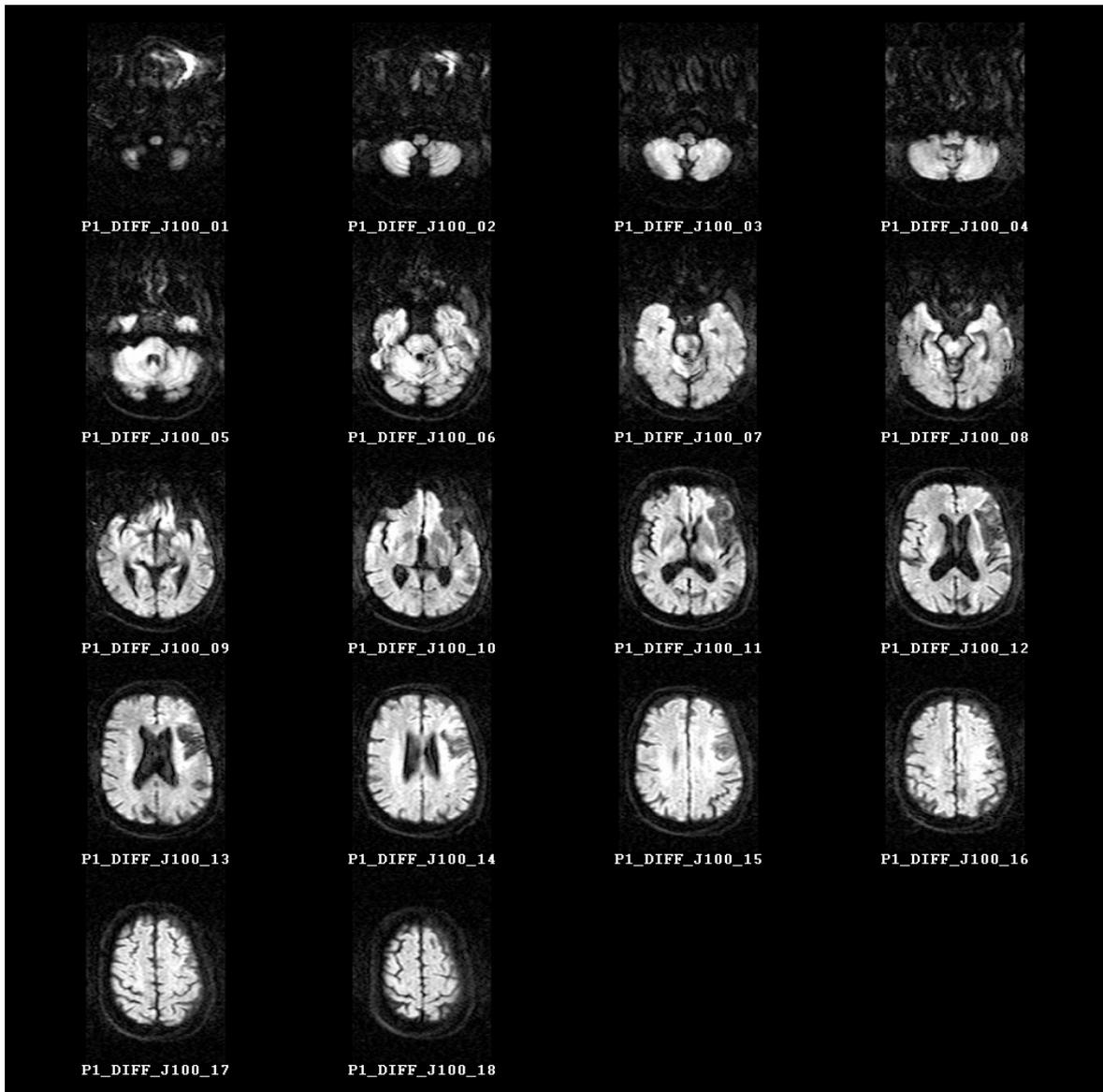
Diffusion à J0



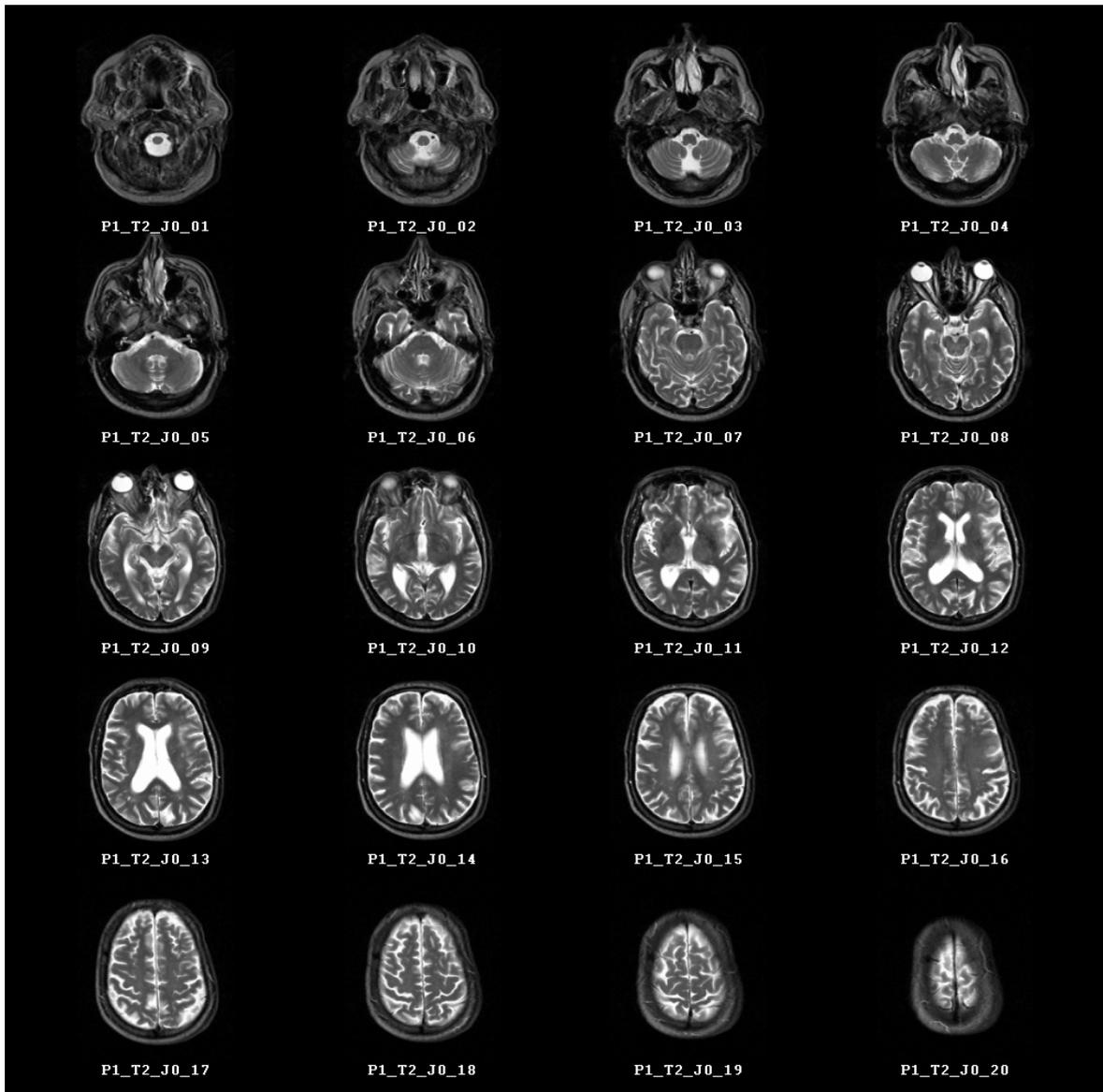
Diffusion à J5



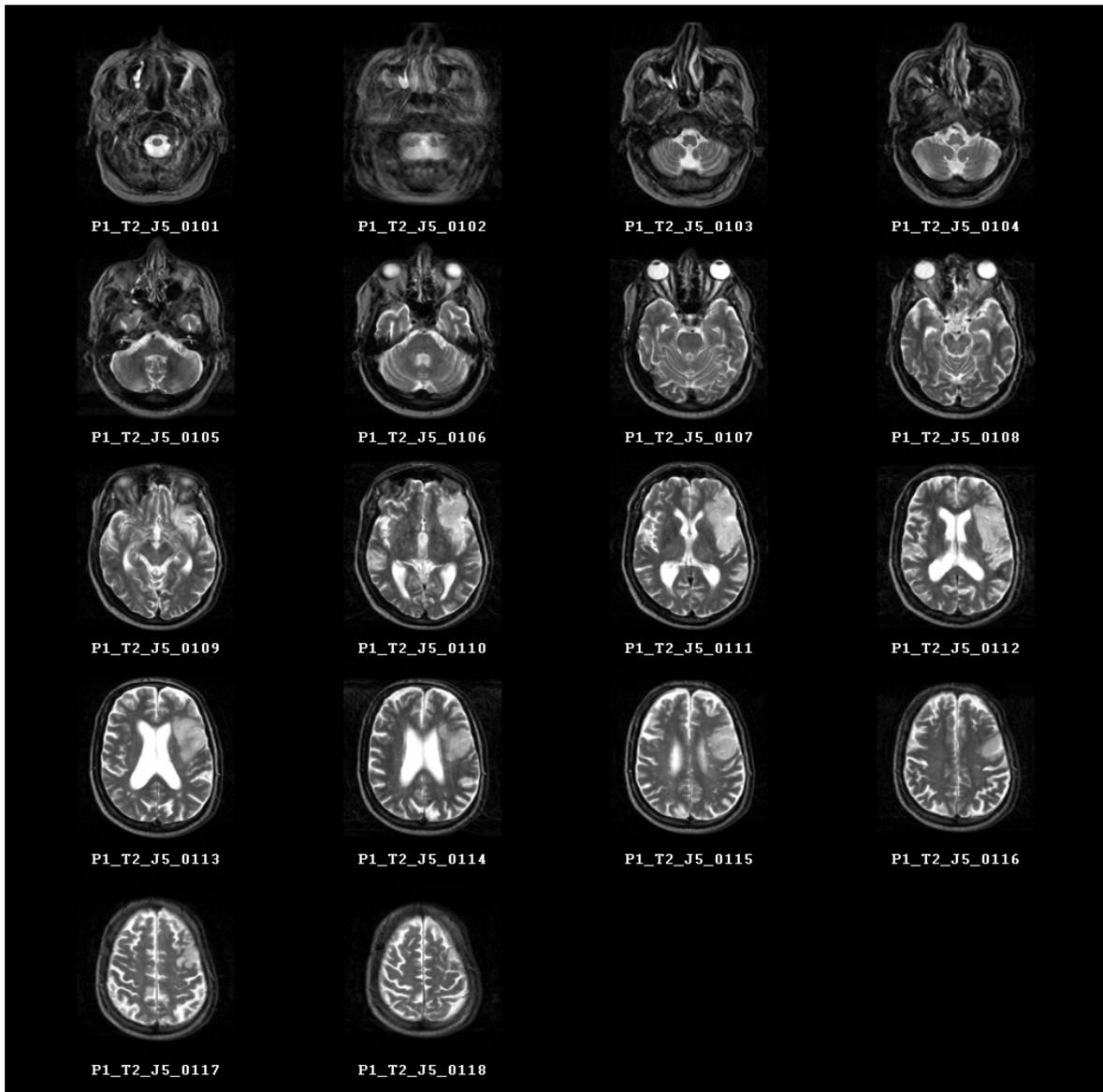
Diffusion à J100



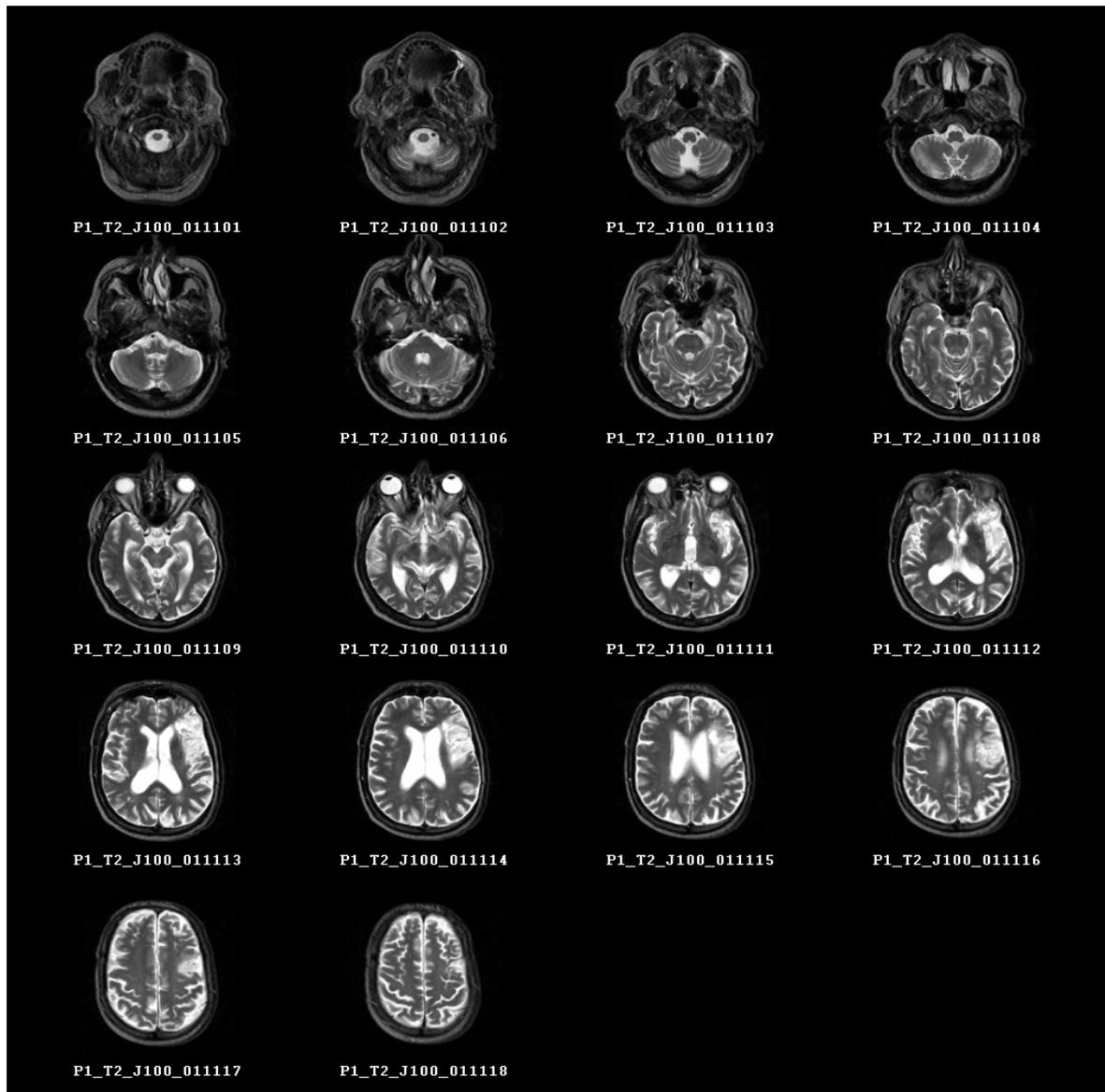
T2 à J0



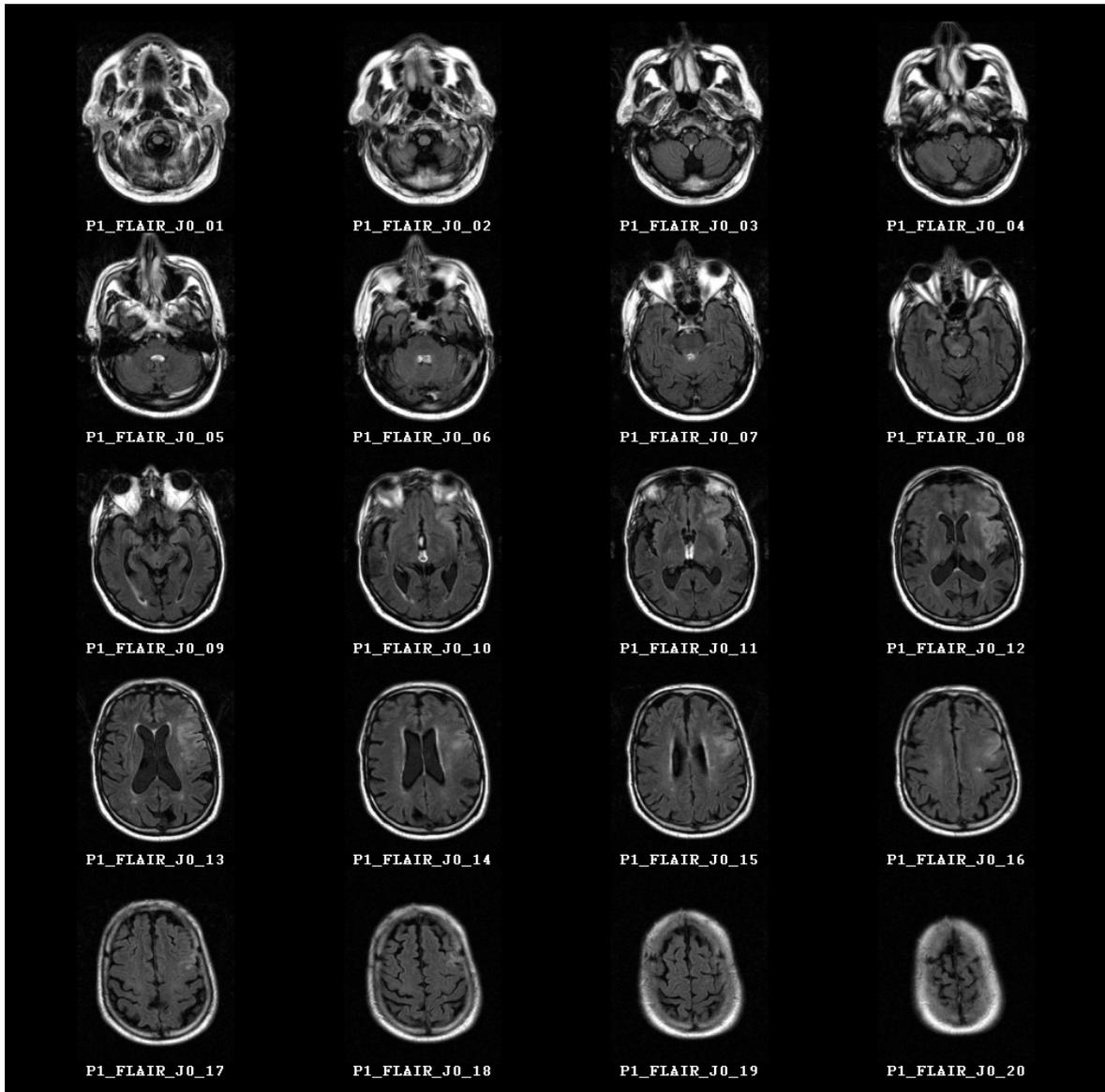
T2 à J5



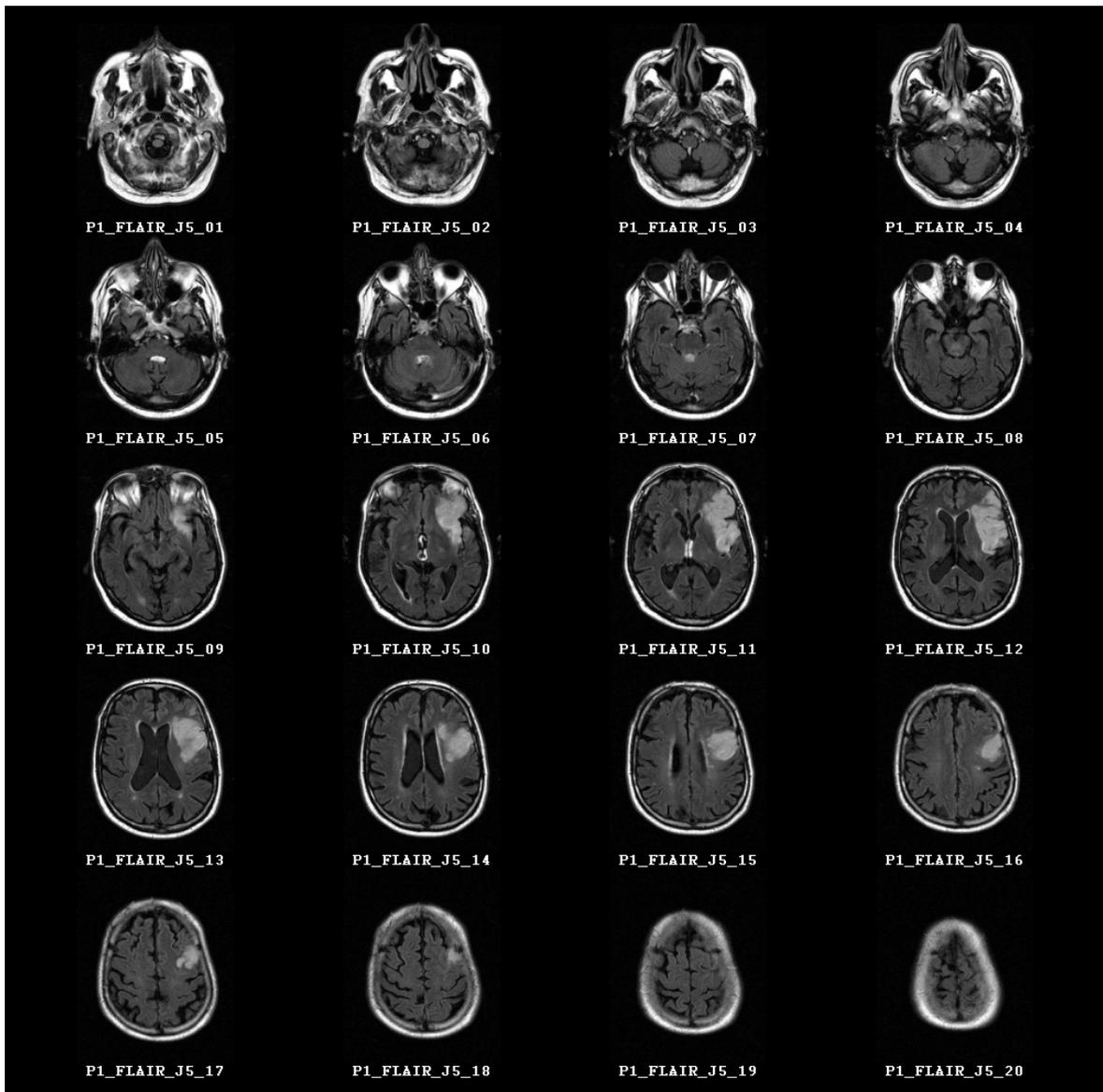
T2 à J100



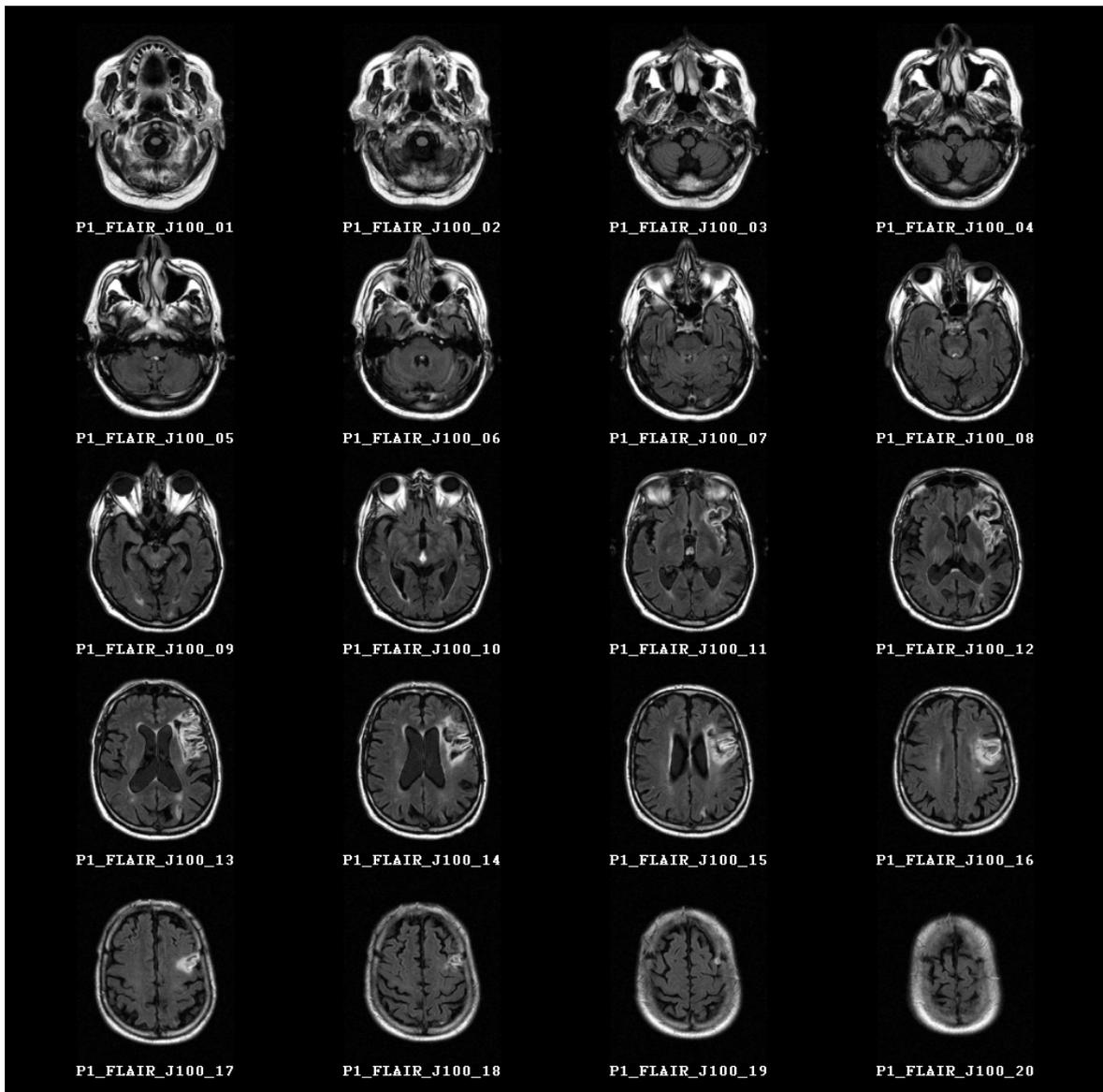
FLAIR à J0



FLAIR à J5

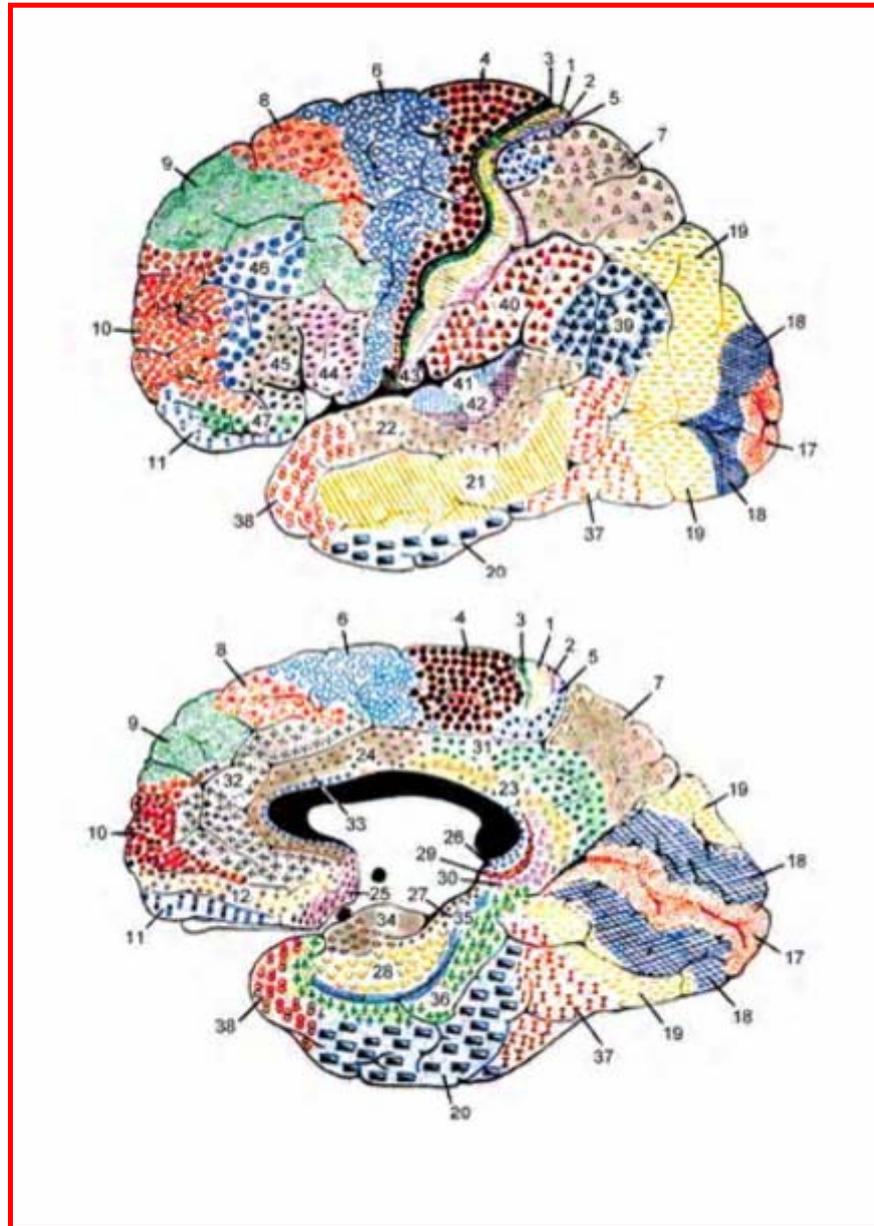


FLAIR à J100



ANNEXE 2

Aires de Brodmann du cerveau par étiquette et fonctions correspondantes



L'image ci-dessus a été dessinée par Brodmann en 1910.

Quelques coupes de l'image Brodmann



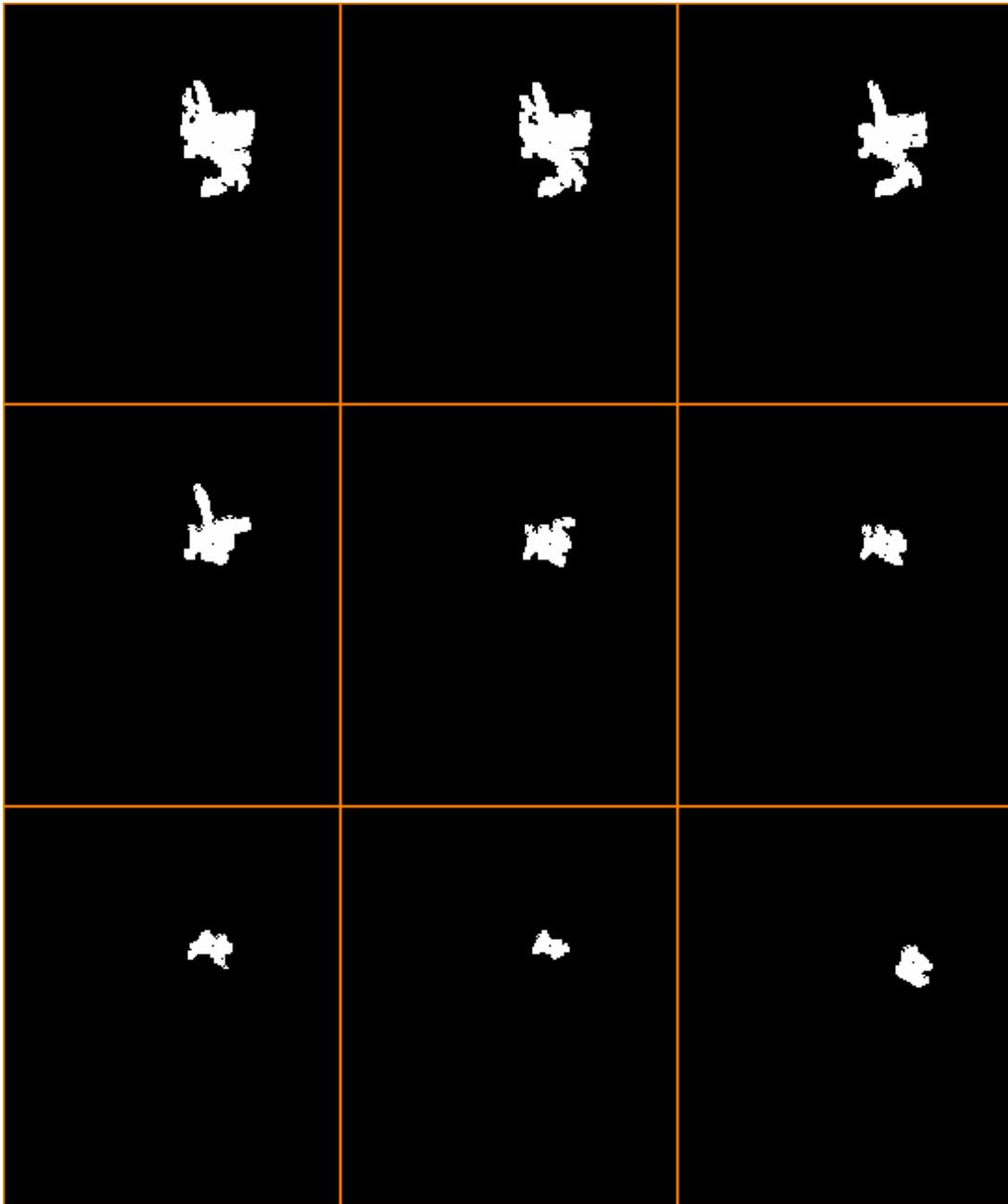
Aire de Brodmann 1 à 3	Région Rolandique. Aires sensibles primitives. Elles appartiennent au lobe pariétal. Elles constituent l'aire sensible principale ou gyrus postcentral ou cortex somatosensible. Par exemple, les sensibilités cutanées superficielles et profondes se projettent respectivement dans les aires 3 et 2. L'aire 2 enregistre également de façon continue la position et les mouvements des membres. Voir cortex sensitif et schéma "Le toucher".
Aire de Brodmann 4	Aire motrice primaire, elle appartient au lobe frontal. Voir cortex moteur. Région rolandique.
Aire de Brodmann 5	Aires sensibles associatives. Elles appartiennent au lobe pariétal. Elles permettent la reconnaissance au toucher d'objets familiers, les yeux bandés (stéréognosie). La perte de cette capacité (voir astéréognosie) peut être liée à une lésion au niveau du cortex pariétal.
Aire de Brodmann 6	Cortex prémoteur subdivisé en aire prémotrice et aire motrice supplémentaire. Il appartient au lobe frontal. Il favorise la coordination harmonieuse des mouvements automatiques et volontaires nécessaires à la réalisation d'un geste complexe.
Aire de Brodmann 7	Cortex pariétal supérieur. Région impliquée dans la vision spatiale.
Aire de Brodmann 8	Aire frontale supérieure impliquée dans l'oculomotricité et les modifications pupillaires. Activée lors de tâches de discrimination visuelle.
Aires de Brodmann 9 à 12	Aires frontales associatives. Ces régions ont un rôle essentiel dans les fonctions intellectuelles et psychiques les plus élevées. Par exemple, elles sont importantes dans la concentration, les critères moraux et sociaux et le comportement. Ainsi, dans certains cas de névroses obsessionnelles ou d'angoisse, de schizophrénie ou de douleurs rebelles, des interventions chirurgicales étaient réalisées pour éliminer ces régions du lobe frontal (lobotomie frontale), en particulier les aires 9 et 10. Ces deux dernières sont aussi activées lors de tâches de discrimination auditive. Les aires 9-11 auraient également un rôle régulateur de la motricité. L'aire 12 est particulièrement impliquée dans la mémoire des traits et des caractéristiques des objets.
Aires de Brodmann 11 et 12	Région du cortex préfrontal impliquée dans la mémoire des traits et caractéristiques des objets. Gyrus orbital.
Aires de Brodmann 13 et 14	Aires agranulaires situées sur la face intérieure du lobe frontal. Elles seraient impliquées dans le contrôle du mouvement respiratoire et de la vasomotricité.
Aires de Brodmann 15 et 16	Aires agranulaires de l'insula.
Aire de Brodmann 17	Aire visuelle primaire. Elle est située au niveau du pôle occipital. Sa destruction provoque des amputations du champ visuel ou la cécité totale. Au contraire, son excitation provoque des hallucinations visuelles (scintillements, éclairs, etc...).
Aires de Brodmann 18 et 19	Cortex visuel associatif Il est situé au niveau du lobe occipital. Une lésion au niveau de ces aires peut entraîner des troubles de l'orientation spatiale et une désorganisation visuelle.
Aires de Brodmann 20 à 22	Aires temporales associatives (inférieure, médiane, supérieure). Circonvolution temporale supérieure ou T1 pour l'aire 22 ; médiane ou T2 pour l'aire 21 et inférieure ou T3 pour l'aire 20. Ces régions jouent un rôle dans la perception et la mémoire. Voir aire de Wernicke.
Aires de Brodmann 23 à 31	Cortex cingulaire postérieur. Cortex limbique.
Aire de Brodmann 24	Cortex cingulaire antérieur. Des expériences d'excitation et de destruction de l'aire 24 semble indiquer qu'elle joue un rôle dans les réactions émotionnelles, la dilatation des pupilles, l'érection des poils, des modifications cardiovasculaires variables. Son excitation peut par exemple conduire à un arrêt respiratoire et une perte de tonus musculaire (inhibition de la motricité volontaire).
Aire de Brodmann 25	Lobe frontal, cortex infralimbique B (LB)/FL; FMIJuxta allocortex, mesocortex
Aire de Brodmann 26	Lobe temporal! limbique C (LC)/LE2/Allocortex.
Aire de Brodmann 27	Présubiculum, lobe temporal. Cortex limbique.
Aire de Brodmann 28	Cortex entorhinal. Cette aire limbique reçoit des projections nerveuses de toutes les régions du néocortex et envoie à son tour des projections vers l'hippocampe.

Aire de Brodmann 29	Région limbique C (LC) / LEi / Allocortex. Aires rétrosplénales. Voir aussi aire 30.
Aire de Brodmann 30	Région limbique C (LC) / LD / Homotypique. Voir aire 29.
Aire de Brodmann 31	Cortex cingulaire postérieur. Cortex limbique. Voir aire 23.
Aire de Brodmann 32	Aire prélimbique. Gyrus frontal supérieur mésial.
Aire de Brodmann 33	Lobe frontal.
Aire de Brodmann 34	Voir hippocampe.
Aires de Brodmann 35 à 37	Gyrus fusiforme. Correspond à la 4ème circonvolution temporale. Aire impliquée dans les processus mnésiques (de la mémoire). Aire 37: comprend une partie de la 2ème (moyenne), de la 3ème (inférieure) et la 4ème circonvolution temporale.
Aire de Brodmann 36	Région périrhinale, limbique.
Aire de Brodmann 37	Lobe temporal.
Aire de Brodmann 38	Aire temporale associative. Temporal antérieur. Région limbique. Une excitation de cette région va provoquer une augmentation de la tension artérielle.
Aire de Brodmann 39	Gyrus angulaire. Lobe pariétal inférieur. Des lésions dans cette région vont provoquer une aphasia de conduction, et une aphasia de Wernicke s'il y a également des lésions dans le cortex temporal (aire de Brodmann 22): les mots sont entendus normalement mais le patient est incapable de comprendre leur signification. De même, il peut y avoir une cécité verbale: incompréhension du langage écrit alors que la vision est normale.
Aire de Brodmann 40	Gyrus supramarginalis. Aire associative du cortex. Lobe pariétal inférieur.
Aires de Brodmann 41 et 42	Aire auditive primaire du gyrus de Heschl. Située dans le cortex temporal supérieur, en position postérieure et interne sur la circonvolution temporale Ti (voir aire de Brodmann 20-22). Une destruction unilatérale va provoquer une baisse significative de l'acuité auditive; une destruction totale provoque la surdité.
Aire de Brodmann 42	Cortex auditif secondaire. Il appartient au lobe temporal, circonvolution supérieure Ti, partie interne. Cette aire enregistre les sons sans les interpréter.
Aire de Brodmann 43	FB/PF; dysgranulaire et homotypique; aire gustative primaire??
Aires de Brodmann 44 et 45	Ces régions sont aussi regroupées sous le terme <i>d'aire de Broca</i> . Elles appartiennent au lobe frontal. Une lésion dans cette partie du cerveau peut être responsable d'une aphasia motrice. Le patient, bien qu'il puisse bouger les lèvres et la langue est dans l'impossibilité d'effectuer correctement les mouvements nécessaires à la production du langage articulé. Ce trouble est souvent accompagné d'une agraphie: impossibilité d'écrire les mots. L'aire 45 est également activée lors de l'analyse d'informations visuelles ou auditives. Une atteinte de cette région provoque une "aphasia de Broca".
Aire de Brodmann 46	Région du cortex frontal impliquée dans la mémoire spatiale. Rôle régulateur de la motricité, activé lors de tâches de discrimination auditive.
Aire de Brodmann 47	Partie postérieure de la face orbitaire du lobe frontal. Son excitation peut provoquer des troubles végétatifs intenses, une inhibition respiratoire et des variations de la pression artérielle. Rôle régulateur de la motricité. Activée lors de l'analyse d'informations visuelles ou auditives.
Aire de Brodmann 48	Présubiculum. Région hippocampique.
Aire de Brodmann 49	Parasubiculum. Région hippocampique.
Aire de Brodmann 51	Cortex rudimentaire de la région prépiriforme et du tubercule olfactif
Aire de Brodmann 52	Insula.

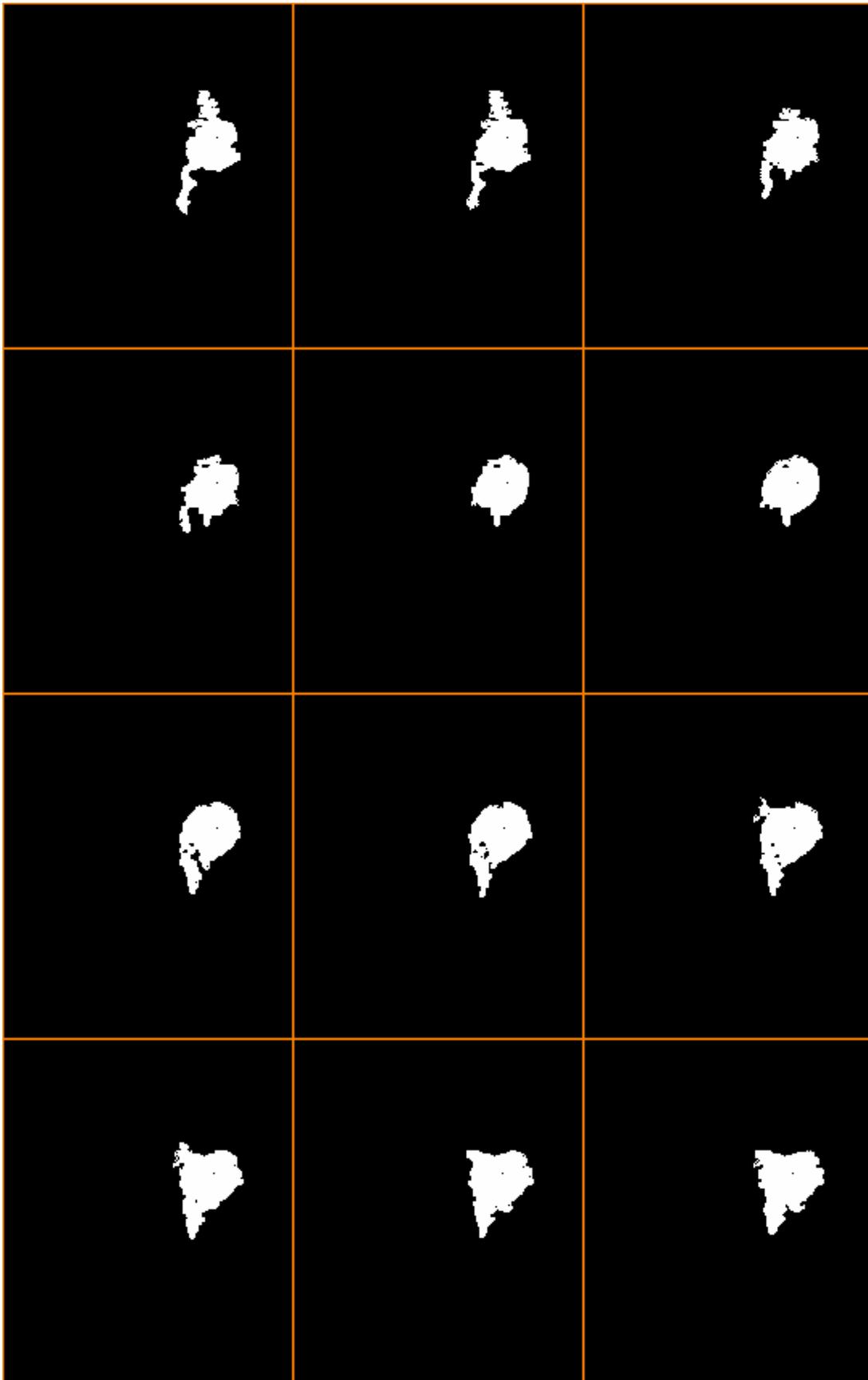
Remarque : Les aires 13,14,15,16,27,49,50,51 existent chez les singes uniquement

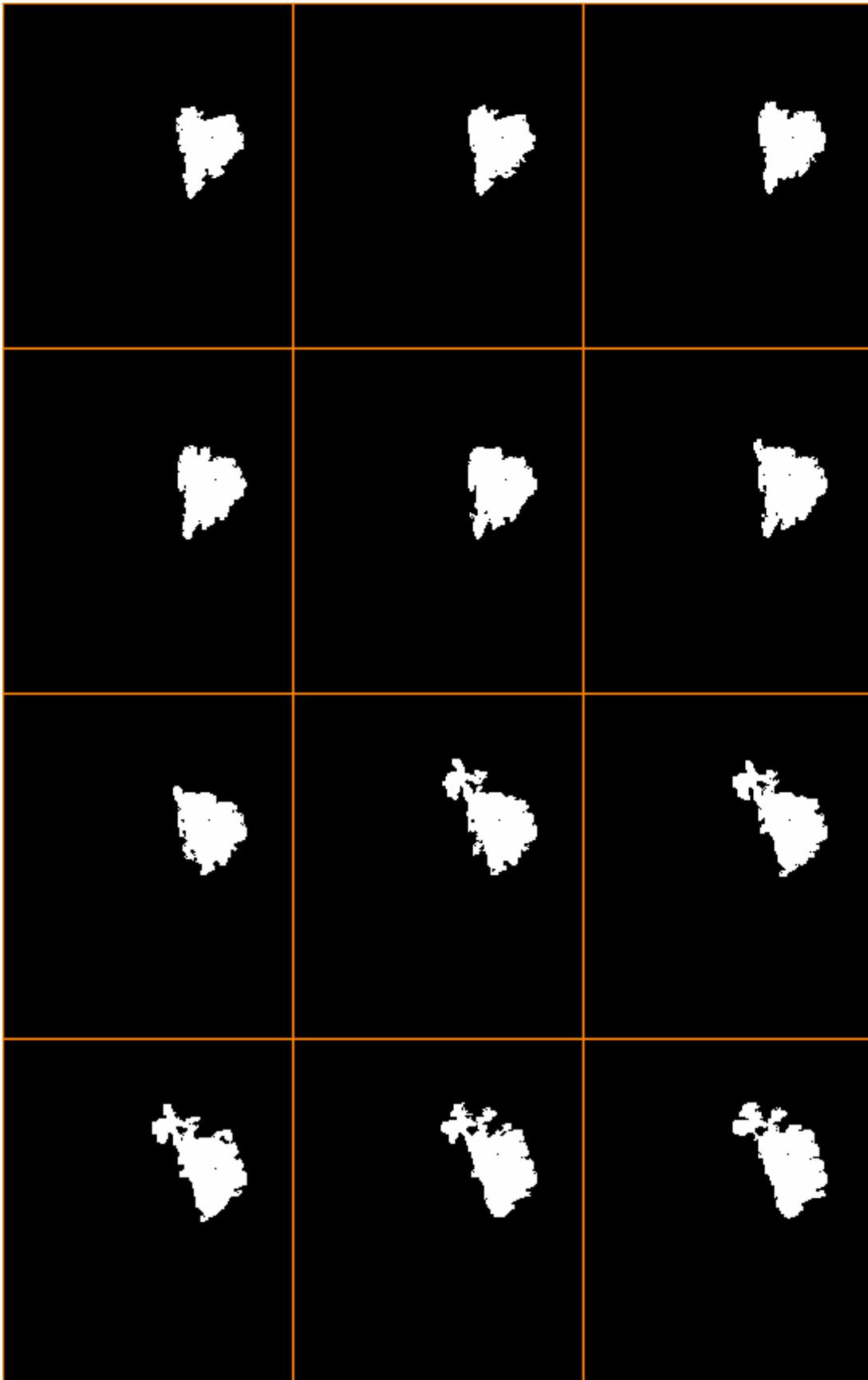
ANNEXE 3

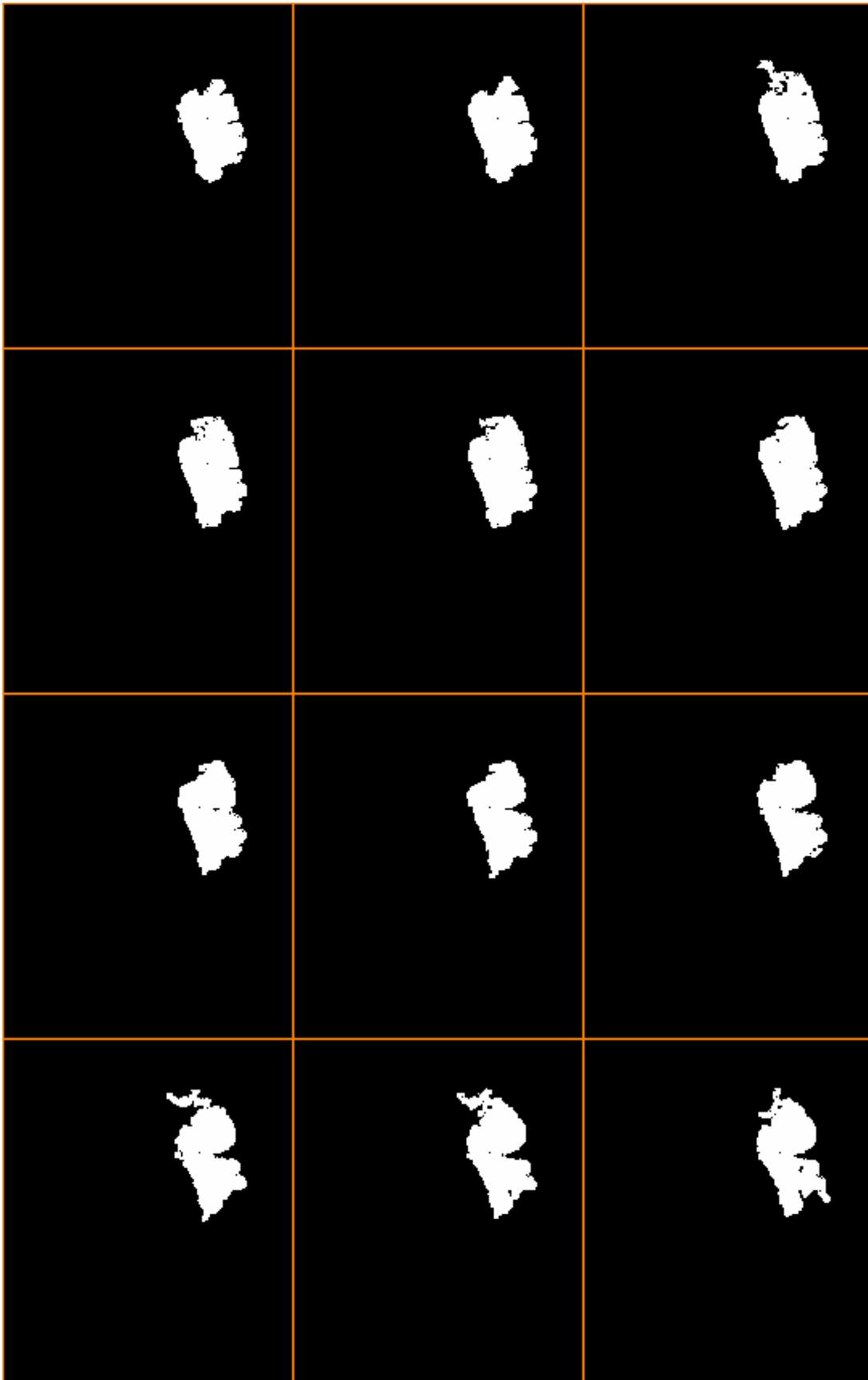
**Résultat de l'extraction de l'AVC après recalage
(entre les coupes 54 et 123)**

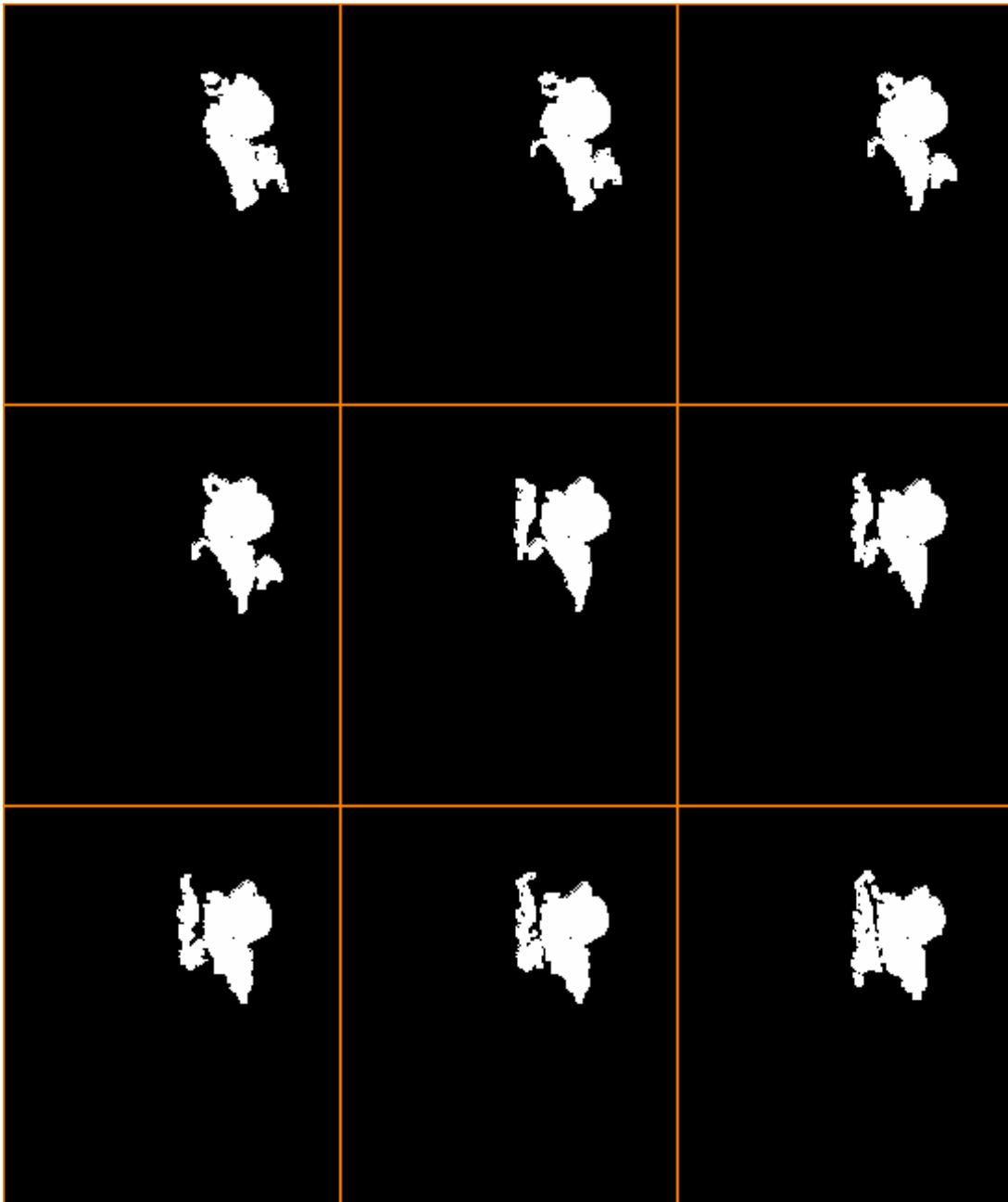


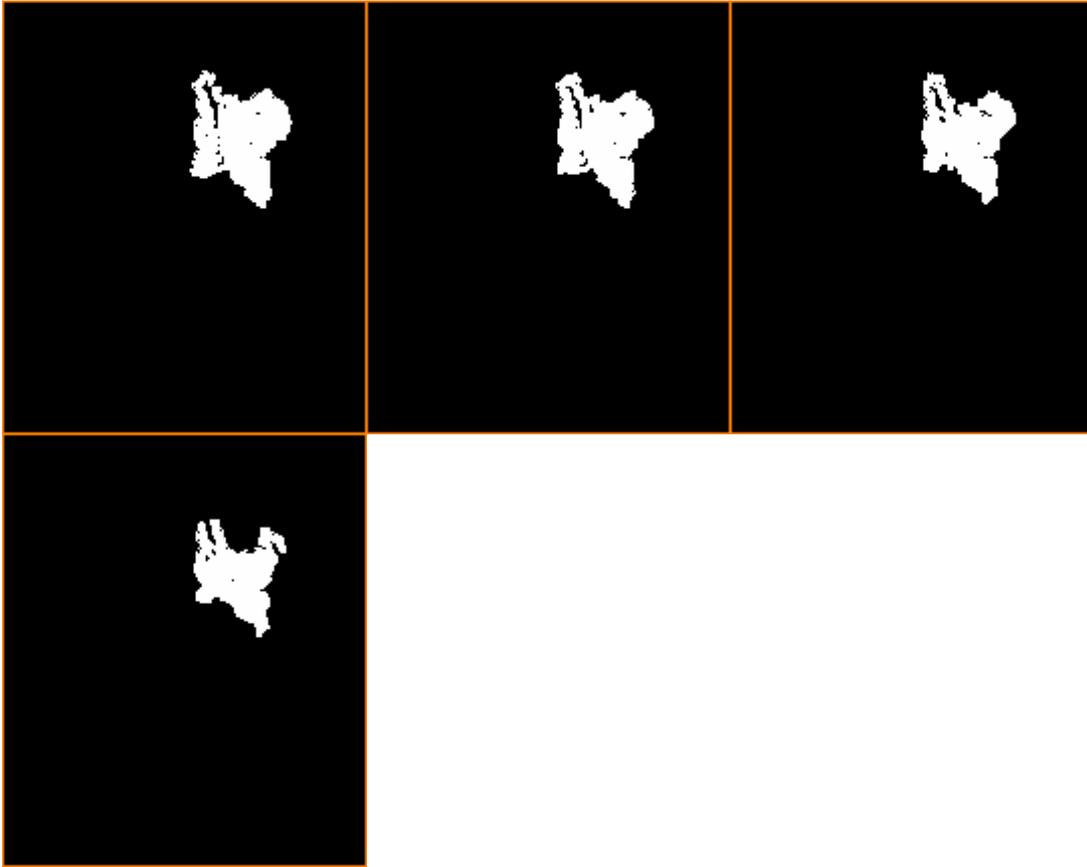












ANNEXE 4

Les Méthodes de Canny et de Deriche

Méthode de Canny

J. F. Canny développe un modèle mathématique pour trois critères de performance. Soit $C(x_0)$ la sortie au point x_0 de la convolution du signal $I(x)$ avec un opérateur de détection $f(x)$: $C(x_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} I(x)f(x_0 - x)dx$

Le problème posé est de trouver $f(x)$ antisymétrique, telle que $C(x_0)$ soit maximum au point x_0 , en respectant les trois critères suivants:

Bonne détection : L'opérateur doit donner une réponse au voisinage d'un contour ;

Bonne localisation : Le contour doit être localisé avec précision ;

Réponse unique : Un contour doit provoquer une seule réponse de l'opérateur.

La solution qui vérifie les trois critères, et proposé par Canny est la suivante :

$$f(x) = a_1 e^{\alpha x} \sin \alpha x + a_2 e^{\alpha x} \cos \alpha x + a_3 e^{-\alpha x} \sin \alpha x + a_4 e^{-\alpha x} \cos \alpha x$$

L'opérateur théorique est complexe à mettre en oeuvre, il a été approché au vue de sa forme par l'opérateur dérivée première d'une Gaussienne. La solution retenue par Canny peut être mise en oeuvre de la manière suivante:

1. Lissage de l'image avec un filtre Gaussien;
2. Calcul du gradient en chaque point de l'image;
3. Extraction des maxima locaux, qui consiste à comparer la norme du gradient d'un point $M(x, y)$ à celle de ses deux voisins $M1$ et $M2$ situés sur la droite passant par M dans la direction du gradient;
4. Seuillage par hystérésis de l'image des maxima locaux.

Méthode de Deriche

En reprenant le modèle proposé par Canny, et en relaxant l'hypothèse du support spatial limité, R. Deriche trouve un opérateur optimal pour la détection de contours plus performant, et propose une implémentation récursive.

L'expression finale du filtre de Deriche pour $x \in]-\infty, +\infty[$ est:

$$f(x) = -ce^{-\alpha|x|} \sin(\omega x)$$

α joue le rôle inverse de σ dans la dérivée première d'une Gaussienne.

Deriche retient les mêmes étapes que Canny, à savoir :

1. Détermination de la direction du contour $\alpha(i, j)$ et de son amplitude $A(i, j)$, définies par :

$$\alpha(i, j) = \tan^{-1}(R(i, j)/S(i, j)) \quad \text{et} \quad A(i, j) = (S^2(i, j) + R^2(i, j))^{1/2}$$
2. Extraction des maxima locaux;
3. Seuillage par hystérésis.

BIBLIOGRAPHIE

[1]	R. Adelino Ferreira da silva <i>A Dirichlet process mixture model for Brain MRI tissue classification</i> Medical Image Analysis, 11, pp.169-182, 2007.
[2]	C. Alberola-Lopez, M. Martin-Fernandez and J. Luiz-Alzola <i>Comments on: A methodology for evaluation of boundary detection algorithms on medical images</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 23, no 5, 2004.
[3]	P. Anbeek, K.L. Vincken, M.J.P. Van Osch, R.H.C. Bisschops, J. Van Der Grond <i>Automatic segmentation of different-sized white matter lesions by voxel probability estimation</i> Medical image Analysis, 8, pp. 205-215, 2004.
[4]	L.K. Arata, A.P. Dhawan, J.P. Broderick, M.F. Gaskil-Shiple, A.V. Levy, D. Volkow <i>Three-dimensional anatomical Model-Based segmentation of MR Brain images through principal axes registration</i> IEEE Trans. on biomedical engineering, Vol. 42, N°11, pp.1069-1077, 1995.
[5]	M.S. Atkins, B.T. Mackiewich <i>Fully automatic segmentation of the brain in MRI</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 17, N° 1, pp. 98-108, 1998.
[6]	M.S. Atkins, K. Siu, B. Law, J. Orchard, W. Rosenbaum <i>Difficulties of T1 brain MRI segmentation techniques</i> Proc. SPIE Vol. 4684, pp. 1837-1844, Medical Imaging 2002.
[7]	N. Ayache <i>L'analyse automatique des images médicales : Etat de l'art et perspectives</i> Rapport de Recherche INRIA N° 3364, Février 1998.
[8]	O. Balédent <i>Quantification de la dynamique cérébrale du sng et du LCS par un traitement informatique original d'images IRM de flux</i> Thèse de Doctorat de l'Université de Picardie, 2001.
[9]	P. Bamford <i>Automating Cell Segmentation Evaluation with Annotated exemples</i> Workshop WDIC, , University of Queensland, St Lucia, Brisbane, 2003.
[10]	V. Barra <i>Fusion d'images 3D du cerveau: Etude de modèles et applications</i> Thèse de Doctorat de l'université d'Auvergne, 2000.

[11]	V. Barra, J.Y. Boire <i>A possibilistic approach of medical image fusion</i> Proc. RFIA2000, pp. I309-I316, Paris, 2000.
[12]	V. Barra, F. Klauschen, A. Lundervold <i>Evaluation of MR-brain-volumetry methods</i> University of Clermont-Ferrand, ISIMA, Research report 07-08, 2007.
[13]	A. Bardera, I. Boada, M. Feixas, S. Pedraza, J. Rodriguez <i>A Framework to assist acute stroke diagnosis</i> Proc. VMV2005, Erlangen, Germany, 2005.
[14]	J.C. Baron <i>Imagerie de l'ischémie cérébrale</i> Médecine thérapeutique, Vol.4, N°6, pp. 443-450, 1998.
[15]	Barranco-Lopez, R. Roman- Roldan, R. et G. Lopera, J. Francisco, J. Martinez-Arosa <i>A mesure of quality for Evaluating methods of segmentation and edge detection"</i> , Pattern Recognition, Vol. 34, No.5, pp. 969-980, 2001.
[16]	F. Bellet <i>Une approche incrémentale à base de processus coopératifs et adaptatifs pour la segmentation des images en niveaux de gris</i> Thèse de Doctorat de l'INPG Grenoble, juin 1998.
[17]	J. Bittoum <i>Basic Principles of Magnetic Resonance Imaging</i> Proc. ESMRMB, pp. 45-52, 1998.
[18]	M. J. Black, G. Sapiro, H. D. Marimont, D. Heeger <i>Robust Anisotropic Diffusion</i> IEEE Trans. on image processing, Vol. 7, N°03, 1998.
[19]	F. Bloch <i>Nuclear Induction</i> Phys. Revue, Vol.70, pp. 460-474, 1946.
[20]	M. Bosc <i>Contribution à la détection de changements dans les séquences IRM 3D multimodales</i> Thèse de Doctorat de l'Université de Strasbourg1, 2003.
[21]	M. Bosc, F. Heitz, J-P. Armspach, I. Namer, D. Gounot, L. Rumbach <i>Automatic change detection in multimodal serial MRI: Application to multiple sclerosis lesion evolution</i> Neuroimage, 20, pp. 643-656, 2003.

[22]	M. Brejl, M. Sonka <i>Object localization and border detection criteria design in edge-based image segmentation: Automated learning from examples</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 19, N° 10, pp. 973-985, 2000.
[23]	P.A. Bromiley, M. Pokric, N.A. Thacker <i>Identification of Enhancing MS Lesions in MR Images using Non-Parametric Image Subtraction</i> Proc. MIUA 2002, Portsmouth, 2002.
[24]	K. Brodmann <i>Vergleichende Lokalisationslehre der Großhirnrinde,</i> Barth, Leipzig, Allemagne, 1925.
[25]	M.E. Brummer, R.M. Mersereau, R.L. Eisner, R.R.J. Lewine <i>Automatic detection of brain contours in MRI Data sets</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 12, N° 2, pp.153-166, 1993.
[26]	G. Bueno, M. Fisher, K. Burnham, J. Mills and Olivier Hass <i>Automatic Segmentation of clinical structures for RTP: Evaluation of a morphological approach</i> Conf. on Medical Image Understanding and Analysis, pp. 16-17, Birmingham, 2001.
[27]	J.F. Canny <i>Finding edges and lines in images</i> MIT Artificial Intel Lab. Cambridge, MA, REP. AI-TR-720, 1983.
[28]	J.F. Canny <i>A computational approach to edge detection</i> IEEE Trans. PAMI, Vol. 8, N°6, pp. 679-698, 1986.
[29]	A.S. Capelle, O. Alata, C. Fernandez, S. Lefevre, J.C. Ferrie <i>Unsupervised Segmentation for automatic detection of brain tumors in MRI</i> IEEE International. Conference on Image Processing, Vol. 1, pp. 613-616, Vancouver, 2000.
[30]	A.S. Capelle <i>Segmentation d'images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence</i> Thèse de Doctorat de l'Université de Poitiers, 2003.
[31]	A. Cavallaro, E. Drelie Gelasca, T. Ebrahimi <i>Objective evaluation of segmentation quality using spatio-temporal context</i> Proc. of IEEE International Conference on Image Processing, Rochester (New-York), 22-25, 2002.
[32]	A. Chakraborty, J.S. Duncan <i>Game-Theoretic integration for image segmentation</i> IEEE Trans. Pami, Vol. 21, N° 1, pp.12-30, 1999.

[33]	<p>V. Chalana and Y. Kim <i>A methodology for evaluation of boundary detection algorithms on medical images</i> IEEE Trans. On Medical Imaging, October 1997.</p>
[34]	<p>S. Chabrier, B. Emile, H. Laurent, C. Rosenberger, and P. Marché <i>Unsupervised evaluation of image segmentation - application to multi-spectral images</i> In <i>IEEE Conf. Proc. of International Conference on Pattern Recognition ICPR</i>, Vol. 1, pp. 576-579, Cambridge, Royaume-Uni, août 2004</p>
[35]	<p>Y. Cherfa, Y. Kabir <i>X-Rays image segmentation</i> IEEE-EURASIP Workshop on linear signal and image processing, Antalya, Turkey, 1999.</p>
[36]	<p>Y. Cherfa, A. Jaillard, A. Cherfa, Y. Kabir, S. Kassous, D. Gaceb, C. Garbay, M. Dojat <i>Segmentation coopérative d'images RMN cérébrales</i> Proc. JETIM'2004, pp. 35-41, Blida, Algérie, 2004.</p>
[37]	<p>A. Cherfa, Y. Cherfa, F. Benkradidja, H. Mahdjoub <i>Segmentation d'images IRM cérébrales par contours actifs</i> Proc. International Conf. on E-medisis-IEEE, pp 71-77, Fès, Maroc, 2007.</p>
[38]	<p>Y. Cherfa, A. Cherfa, Y. Kabir, S. Kassous, A. Jaillard, M. Dojat, C. Garbay <i>Segmentation of Magnetic Resonance Brain Images Using Edge and Region Cooperation : Characterization of Stroke Lesions</i> The International Arab Journal of Information Technology, Vol. 4, No. 3, pp. 281-288, 2007.</p>
[39]	<p>Y. Cherfa, Y. Kabir, R. Draï. <i>Welding defects analysis by image processing: Edge and region segmentation of welded joints radiograms,</i> Proc. 7th European Conference On Non Destructive Testing an Exhibition, Copenhagen, Denmark, 1998.</p>
[40]	<p>Y. Cherfa, Y. Kabir <i>Segmentation of welded joints radiograms</i> Proc. Int. Conf. Signal and Image Processing, IASTED, Las Vegas, USA, 1998.</p>
[41]	<p>Y. Cherfa, Y. Kabir <i>Co-operative segmentation method of x-rays images for NDT of welding defects</i> 2nd Int. Conf. "Emerging Technologies in NDT", Athens, Greece, Mai 1999.</p>
[42]	<p>Y. Cherfa, A. Cherfa, A. Jaillard, L. H. Mitiche <i>Semi-Automatic Segmentation and Characterization of Stroke Lesion in MR Brain Image</i> The Mediterranean Journal of Electronics and Communications, Vol. 4, N°3, pp. 90-97, 2008.</p>

[43]	Y. Cherfa, Y. Kabir <i>Vision par ordinateur dédiée à la détection de défauts de soudure sur les pipelines - Segmentation d'images en régions</i> 39ème semaine scientifique, Damas, Syrie, 1999.
[44]	Y. Cherfa, Y. Kabir <i>Segmentation coopérative d'images- Application à la radiographie industrielle.</i> JTEA'2000, Nabeul, Tunisie, 2000.
[45]	Y. Cherfa, Y. Kabir <i>A cooperative method segmentation</i> Proc. Of 15 th World Conference On Non-Destructive Testing, Roma, 2000.
[46]	M.C. Clark, L.O. Hall, D.B. Goldgof, R. Velthuizen, F.R. Murtagh, M.S. Silbiger <i>Automatic Tumor segmentation using knowledge-based techniques</i> IEEE Trans. on medical imaging , Vol. 17, N°2, pp. 187-201, 1998.
[47]	M.C. Clark, L.O. Hall, D.B. Goldgof, M.S. Silbiger <i>Using fuzzy information in knowledge guided segmentation of brain tumors</i> Lecture Notes In Computer Science, Vol. 1188, pp. 167-181, Springer-Verlag, London, 1995.
[48]	M.C. Clark, L.O. Hall, D.B. Goldgof, R. Velthuizen, F.R. Murtagh, M.S. Silbiger <i>Unsupervised brain tumor segmentation using knowledge-based and fuzzy techniques</i> In: Theodorescu H, Kandel A, Jain L, et al, eds. Fuzzy and Neuro-Fuzzy Systems in Medicine. Boca Raton, FL: CRC Press,137-169, 1999.
[49]	J. P. Cocquerez, S. Philipp <i>Analyse d'images : filtrage et segmentation</i> Ed. Masson, Paris, 1995.
[50]	Y. Cointepas <i>Modélisation homotopique et segmentation tridimensionnelles du cortex cérébral à partir d'IRM pour la résolution des problèmes directs et inverses en EEG et en MEG</i> Rapport de thèse, ENSTelecom Paris, 1999.
[51]	D.L. Collins, A.P. Zijdenbos, V. Kollokian, J.G. Sled, N.J. Kabani, C.J. Holmes, A.C. Evans <i>Design and construction of a realistic digital brain phantom</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 17, N° 3, pp. 463-468, 1998.
[52]	O. Colliot, O. Camara, I. Bloch <i>Segmentation of brain internal structure in MRI combining spatial relations and deformable models</i> Proc. International Conference on Image Processing, 2001.

[53]	A. Collignon, D. Vandermeulen, G. Marchal, and P. Suetens <i>Multimodality Image Registration by Maximization of Mutual Information</i> IEEE Trans. On Medical Imaging, Vol. 16, N°2, 1997.
[54]	A. Collignon, D. Vandermeulen, P. Suetens, and G. Marchal <i>3D multimodality medical image registration using feature space clustering</i> Proc. 1st Int. Conf. Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine; Lecture Notes in Computer Science 905, N. Ayache, Ed. Springer-Verlag, pp. 195–204, 1995.
[55]	A. Collignon, F. Maes, D. Delaere, D. Vandermeulen, P. Suetens, and G. Marchal <i>Automated multimodality medical image registration using information theory</i> Proc. 14th Int. Conf. Information Processing in Medical Imaging; Computational Imaging and Vision 3, Y. Bizais, C. Barillot, and R. Di Paola, Eds. Boston: Kluwer, pp.263–274, 1995.
[56]	G. Cosnard, T. Duprez, C. Grandin, A.M. Smith, A. Peeters <i>Imagerie de diffusion et de perfusion par résonance magnétique de l'encéphale</i> Louvain Med, 118, pp. 129-140, 1990.
[57]	M.B. Cuadra, O. Cuisenaire, R. Meuli, J-P. Thiran <i>Automatic segmentation of internal structures of the brain in MR images using a tandem of affine and non rigid registration of an anatomical brain atlas</i> Proc. International Conference on Image Processing, Vol. 3, pp. 1083-1086, 2001.
[58]	A.M. Dale, B. Fischl, M.I. Sereno <i>Cortical Surface-Based Analysis, I. Segmentation and surface reconstruction</i> NeuroImage, Vol. 9, pp. 179-194, 1999.
[59]	S. Darbane, R. Draï, Y. Cherfa, Y. Kabir <i>Detection of Welding Defects in X-Ray Images by Image Segmentation</i> Annales de Chimie - Science des Matériaux, Vol. 22, N°143, 1997.
[60]	P. Dastidar, J. Mäenpää, T. Heinonen, T. Kuoppala, M. Van Meer, R. Punnonen, E. Laasonen <i>Magnetic resonance imaging based volume estimation of ovarian tumours: Use of a segmentation and 3D reformation software</i> Computer in biology and medicine, Vol. 30, pp. 329-340, 2000.
[61]	R.J. Demeure, C. Baudalet, B. Gallez <i>Etude MR de modèles animaux d'ischémie cérébrale</i> Louvain Med, 118, pp. 151-158, 1999.
[62]	R. Deriche <i>Using Canny's criteria to derive a recursive implemented optimal edge detector</i> International Journal of Computer Vision, pp. 167-187, 1987.

[63]	R. Deriche <i>Separable recursive filtering for efficient multi-scale edge detection</i> Proc. Int. workshop indust. Appl. Mach. Vision Intell., pp. 18-23, Tokyo, 1987.
[64]	M. Desco, J. Gispert, S. Reig, A. Santos, J. Pascau, N. Malpica, P. Garcia-Barreno <i>Statistical Segmentation of multidimensional brain datasets</i> SPIE Medical Imaging, pp. 184-193, 2001.
[65]	W. Dou, Q. Liao, S. Ruan, D. Bloyet, J.M. Constans, Y. Chen <i>Automatic brain tumor extraction using fuzzy information fusion</i> Proc. Of 5 th Int. Workshop WILF, Naples, 2003.
[66]	W. Dou, S. Ruan, Q. Liao, D. Bloyet, J.M. Constans, Y. Chen <i>Fuzzy information fusion scheme used to segment brain tumor from magnetic resonance images</i> Proc. ICIG, Hefa, China, 2002.
[67]	G. Dugas-Phocion <i>Segmentation d'IRM cérébrales Multi-séquences et Application à la sclérose en plaques</i> Thèse de Doctorat en Sciences de l'Ecole des Mines de Paris, 2006.
[68]	G. Dugas-Phocion, M.A. Gonzalez, C. Lebrun, S. Chanalet, C. Bensa, G. Malandain, N. Ayache <i>Hierarchical segmentation of multiple sclerosis lesions in multi-sequence MRI</i> IEEE2004, pp.157-160, 2004.
[69]	E. Dumas <i>Elaboration d'outils de segmentation et de recalage multimodales</i> Thèse Doctorat de l'Université de Caen, 2000.
[70]	J.S. Duncan, N. Ayache <i>Medical Image Analysis: Progress over two decades and the challenges ahead</i> IEEE Trans. Pami, Vol. 22, N°1, pp. 85-105, 2000.
[71]	B. Fischl, A.M. Dale <i>Measuring the thickness of the human cerebral cortex from magnetic resonance images</i> Proceedings of the National Academy of Science, Vol. 97, Issue 20, p.11050-11055.
[72]	L.M. Fletcher-Heath, L.O. Hall, D.B. Goldgof, F.R. Murtagh <i>Automatic segmentation of non-enhancing brain tumors in magnetic resonance images</i> Artificial Intelligence in Medicine, Vol.21, Issue 1-3, pp. 43-63, 2001.
[73]	P.A. Freeborough, N.C. Fox <i>MR Image texture analysis applied to the diagnosis and tracking of Alzheimer's disease</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 17, N°3, pp. 475-479, 1998.

[74]	G. Fu, S.A. Hojjat, A.C.F. Colchester <i>Integrating watersheds and critical point analysis for object detection in discrete 2D images</i> Medical Image Analysis, Vol. 8, pp.177-185, 2004.
[75]	J.K. Fwu, P.M. Djurié <i>Unsupervised vector image segmentation by a tree structure ICM Algorithm</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol.15, N°6, pp. 871-880, 1996.
[76]	G. Gallo, A. Zingale, R. Zingale <i>Detection of MRI brain contour using nonlinear anisotropic diffusion filter</i> Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 1062-1064, Amsterdam 1996.
[77]	T. Géraud <i>Segmentation des structures internes du cerveau en imagerie par résonance magnétique</i> Thèse de Doctorat de l'ENST Paris, 1998.
[78]	G. Gerig, O. Kübler, R. Kikinis & F.A. Jolesz <i>Nonlinear Anisotropic Filtering of MRI Data</i> IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 11, N°2, 1992.
[79]	A.F. Goldszal, C. Davatzikos, D.L. Pharm, M.X.H. Yan, R.M.D. Nick Brayan, S.M. Resnick <i>An Image Processing System for Qualitative and Quantitative Volumetric Analysis of Brain Images</i> Journal of Computer Assisted Tomography, 22(5):827-837, 1998.
[80]	R.C. Gonzalez, R.E. Woods <i>Digital image processing</i> Addison-wesley publishing company, 1993.
[81]	J. Grimaud, Y-M. Zhu, M. Rombaut <i>Les techniques d'analyse quantitative des IRM cérébrale: Application à la sclérose en plaques</i> Rev Neurol, 158(3):381-389, 2002.
[82]	A. Grzesik, J. Bernarding, J. Braun, H.C. Koennecke, K.J. Wolf, T. Tolxdorff <i>Characterization of stroke lesions using a histogram-based data analysis including diffusion-and perfusion-weighted imaging</i> Bildverarbeitung für du medizin, pp. 76-80, Munich, 2000.
[83]	K. Held, E.R. Kops, B.J. Krause, W.M. Wells, R. Kikinis, H-W. Muller-Gartner <i>Markov random field segmentation of brain MR images</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 16, N° 6, pp. 878-886, 1997.

[84]	D. Heric, D. Zazula <i>Combined edge detection using wavelet transform and signal registration</i> Image and Vision Computing, Vol.25, pp. 652-662, 2007.
[85]	S.A. Hojjatoleslami, F. Kruggel <i>Segmentation of large brain lesions</i> IEEE Trans. on medical imaging ,Vol. 20, N°7, pp. 666-669, 2001.
[86]	R. Horaud, O. Monga <i>Vision par ordinateur, outils fondamentaux</i> Ed. Hermes, Paris, 1995.
[87]	J. Hpiater <i>The baystate stroke project: Getting started on segmentation of stroke lesions</i> CMPSCI Technical report, pp. 96-48, 1996.
[88]	C. Jaggi <i>Segmentation par méthode markovienne de l'encéphale humain en imagerie par résonance magnétique : Théorie, mise en œuvre et évaluation</i> Thèse de Doctorat de l'Université de Caen, 1998.
[89]	J. Jan <i>Medical Image processing, Reconstruction and restoration: Concepts and methods</i> Taylor and Francis Group, New York, 2006.
[90]	I.H. Jermyn, C.W. Shaffrey, N.G. Kingsbury <i>Evaluation Methodologies for images retrieval</i> Proc. ACIVS 2002, Ghent, Belgium, 2002.
[91]	J. S. Jin, Y. Wang, J. Hiller. <i>An adaptive nonlinear diffusion algorithm for filtering medical images</i> IEEE Trans. on information technology in biomedicine, Vol. 4, No. 4, pp. 298-305, 2000.
[92]	B. Johnston, M.S. Atkins, B. Mackiewich, M. Anderson <i>Segmentation of multiple sclerosis lesions in intensity corrected multispectral MRI</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 15, N°2, pp. 154-169, 1996.
[93]	M. Joliot, B.M. Mazoyer <i>Three-Dimensional segmentation and interpolation of magnetic resonance brain images</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 12, N° 2, pp. 269-277, 1993.
[94]	Y. Kabir, Y. Cherfa <i>A multi-agents approach for cooperative image segmentation</i> IAASTED SPPRA'2002, Greece, 2002.

[95]	M. Kamber, R. Shinghal, L. Collins, G.S. Francis, A.C. Evans <i>Model-Based 3-D Segmentation of multiple sclerosis lesions in magnetic resonance brain images</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 14, N° 3, pp. 442-453, 1995.
[96]	T. Kapur, W. Eric, L. Grimson, W.M. Wells, R. Kikinis <i>Segmentation of brain tissue from magnetic resonance images</i> Medical Image Analysis, Vol. 1, N°2, pp.109-127, 1996.
[97]	C.D. Kermad <i>Segmentation d'images : Recherche d'une mise en œuvre automatique par coopération de méthodes</i> Thèse de Doctorat de l'Université de Rennes 1, 1997.
[98]	H. Khotanlou, J. Atif, B. Batrancourt, O. Colliot, E. Angelini, I. Bloch <i>Segmentation de tumeurs cérébrales et intégration dans un modèle de l'anatomie</i> Actes 15 ^{ème} congrès RFIA, Tours, 2006.
[99]	V.A. Kovalev, F. Kruggel, H.J. Gertz, D.Y. Von Cramon <i>Three-Dimensional texture analysis analysis of MRI Brain datasets</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 20, N°5, pp. 424-433, 2001.
[100]	F. Kruggel, D.Y. Von Cramon <i>Alignment of magnetic-resonance brain datasets with the stereo tactical coordinate system</i> Medical Image Analysis, Vol. 3, N°2, pp. 175-185, Oxford University press, 1999.
[101]	F. Kruggel, C. Chalopin, X. Descombes, V. Kovalev, J.C. Rajapakse <i>Segmentation of pathological features in MRI brain datasets</i> Proc. of the 9th International Conference on Neural Information Processing, Vol. 5, pp. 2673 – 2677, 2002.
[102]	M. Kunt, G. Granlund, K. Kocher <i>Traitement Numériques des Images</i> Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 1993.
[103]	T. Langenberger, R.A. Meuli, P. Maeder, J.M. Vesin, P. Schnyder <i>Automatic segmentation and volume measurements of brain with MRI</i> Proc. of Computer Assisted Radiology, pp. 219-224, Signal processing of HDTV-IV, IEEE, 1996.
[104]	A.K.W. Law, H. Zhu, F.K. Lam, H.Y. Chan, B.C.B. Chan, P.P. Lu <i>Tumor boundary extraction in multislice MR brain images using region and contour deformation</i> Proc. Int. Workshop on Medical Imaging and Augmented Reality, MIAR' 2001, pp. 183-187, 2001.

[105]	C. Lee, S. Huh, T.A. Ketter, M. Unser <i>Unsupervised connectivity-based thresholding segmentation of midsagittal brain MR images</i> Computer in biology and medicine, Vol. 28, pp. 309-338, 1998.
[106]	C. Li, D.B. Goldgof, L.O. Hall <i>Knowledge-Based Classification and tissue labelling of MR images of human brain</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 12, N° 4, pp. 740-750, 1993.
[107]	Z.P. Liang, P.C. Lauterbur <i>Principles of Magnetic Resonance Imaging</i> IEEE Press, Wiley Inter-Science, New York, 2000.
[108]	Z. Liang, J.R. MacFall, D.P. Harrington <i>Parameter estimation and tissue segmentation from multispectral MR Images</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol.13, N° 3, pp. 441-449, 1994.
[109]	J. Liu, Y.Y. Tang <i>Adaptive image segmentation with distributed behavior-Based agents</i> IEEE Trans. Pami, Vol. 21, N°6, pp. 544-551, 1999.
[110]	A. Loshkajian <i>Imagerie médicale</i> Ed. Estem, Paris, 2000.
[111]	A. Lundervold, G. Storvik <i>Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance Images</i> IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 14, No. 2, pp. 339-349, 1995.
[112]	J.F. Mangin, O. Coulon, V. Frouin <i>Robust brain segmentation using histogram scale-space analysis and mathematical morphology</i> Proc. MICCAI'98, LNCS1496, pp. 1230-1241, 1998.
[113]	A. Marion <i>Acquisition et visualisation des images</i> Ed. Eyrolles, Paris, 1997.
[114]	A.L. Martel, S.J. Alder, G.S. Delay, P.S. Morgan, A.R. Moody <i>Measurement of infarct volume in stroke patients using adaptive segmentation of diffusion weighted MR images</i> Proc. MICCAI'99, Computer science, Vol. 1679, pp. 22-31, Springer, 1999.
[115]	I. Middleton, R.I. Damper <i>Segmentation of magnetic resonance images using a combination of neural networks and active contour models</i> Medical Engineering & Physics, Vol. 26, pp. 71-86, 2004.

[116]	O. Monga <i>Segmentation d'images : Où en sommes nous?</i> Rapport de Recherche INRIA, N°1216, 1990.
[117]	N. Moon, E. Bullitt, K. Van Leemput, G. Gerig <i>Model-based brain and tumor segmentation</i> Proc. 16th International Conference on Pattern Recognition, Vol.1, pp. 528 – 531, 2002.
[118]	B. Moretti, J.M. Fadili, S. Ruan, D. Bloyet, B. Mazoyer <i>Phantom-based performance evaluation: application to brain segmentation from magnetic resonance images</i> Medical image analysis, Vol. 4, pp. 303-316, 2000.
[119]	J. Né, C. Metais <i>Détection automatique des accidents vasculaires cérébraux sur des images d'IRM de diffusion</i> Rapport de projet, ISMRA, ENSI Caen, 2002.
[120]	D.L. Parker <i>Signal-to-noise efficiency in magnetic resonance imaging</i> Medical Physics, Vol. 17, N° 2, pp. 250-257, 1990.
[121]	N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.P. Armspach, J. Foucher <i>Watershed and multimodal data for brain vessel segmentation: Application to the superior sagittal sinus</i> Image and Vision Computing, Vol. 25, pp. 512-521, 2007.
[122]	P. Perona, J. Malik <i>Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion</i> IEEE Trans. PAMI, Vol. 12, pp. 629-639, 1990.
[123]	O. Peruta <i>Les principes et bases physiques de l'IRM</i> Centre Hospitalier de Dunkerque http://oswald.peruta.free.fr/irm-principes
[124]	D.L. Pham <i>Robust Fuzzy Segmentation of Magnetic Resonance Images</i> Proc. 14th IEEE Symp. on Computer-Based Medical Systems (CMBS'01), pp. 127-131, 2001.
[125]	D.L. Pharm, C. Xu, J.L. Prince <i>A survey of current methods in medical image segmentation,</i> Technical Report JHU/ECE 99-01, 1999, Univ. Baltimore, USA. Annual Review of Biomedical Engineering, Vol.2, pp. 315-337, 2000.
[126]	S. Philipp-Foliguet, L. Guigues <i>Evaluation de la segmentation : état de l'art, nouveaux indices et comparaison</i> Traitement du Signal, Vol. 23, N°2, 109-125, 2006.

[127]	I. Pitas <i>Digital Image Processing algorithms</i> Ed. Prentice Hall, UK, 1993.
[128]	R. Pohle, K.D. Toennies <i>Segmentation of medical images using adaptive region growing</i> Proc. SPIE Medical Imaging 4322, pp. 1337-1346, 2001.
[129]	C. Pollo, M.B. Cuadra, O. Cuisenaire, J.G. Villemure, J.Ph. Thiran <i>Segmentation of brain structures in presence of a space-occupying lesion</i> Neuroimage, Vol. 24, pp. 990-996, 2005.
[130]	C. Porquet, H. Settache, S. Ruan, M. Revenu <i>How to implement cooperative segmentation strategies within a multiagent framework</i> Gerardmer, pp. 413-421, 2003.
[131]	W. K. Pratt <i>Digital Image Processing</i> 2 nd Ed., J.Wiley & Sons, New york, 1991.
[132]	J.C. Rajapakse, J. Piyaratna <i>Bayesian approach to segmentation of statistical parametric maps</i> IEEE Trans. on biomedical engineering, Vol. 48, N°10, pp. 1186-1194, 2001.
[133]	J. Rajan, M.R.Kaimal <i>A comparative analysis of fourth order and complex PDEs for noise removal</i> Proc. Int. Conf. on systemics, cybernetics and informatics, pp. 43-48, 2006.
[134]	S.V. Raman, S. Sarkar, K.L. Boyer <i>Tissue boundary refinement in magnetic resonance images using contour-Based scale space matching</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol.10, N° 2, pp. 109-120, 1991.
[135]	S.P. Raya <i>Low-Level segmentation of 3-D magnetic resonance images_ A Rule-Based system</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 9, N° 3, pp. 327-337, 1990.
[136]	D. Rey, G. Subsol, H. Delingette, N. Ayache <i>Automatic detection and segmentation of evolving process in 3D medical images: Application to multiple sclerosis</i> Proc. 16 th Int. Conf. on Information Processing in Medical Imaging, pp. 154-157, 1999.
[137]	N. Richard <i>Une approche située, coopérative et décentralisée pour l'interprétation d'images cérébrales par RMN</i> Thèse de Doctorat de l'INPG Grenoble, 2004.

[138]	<p>N. Richard, M. Dojat, C. Garbay <i>Situated Cooperative Agents: a Powerful Paradigm for MRI Brain Scans Segmentation</i> In F. Van Harmelen, eds., ECAI 2002. IOS Press, pp. 33-37, Amsterdam, 2002.</p>
[139]	<p>N. Richard, M. Dojat, C. Garbay <i>Dynamic adaptation of cooperative agents for MRI brain scans segmentation</i> Lecture Notes In Computer Science; Vol. 2101, Proc. of the 8th Conference on AI in Medicine in Europe: Artificial Intelligence Medicine, pp. 349-358, 2001.</p>
[140]	<p>C. Rosenberger <i>Mise en œuvre d'un système adaptatif de segmentation d'images</i> Thèse de Doctorat de l'Université de Rennes 1, 1999.</p>
[141]	<p>S. Ruan, B. Moretti, J. Fadili, D. Bloyet <i>Fuzzy markovian segmentation in application of magnetic resonance images</i> Computer vision and image understanding, Vol. 85, pp. 54-69, 2002.</p>
[142]	<p>P.K. Saha, J.K. Udupa <i>Optimum image thresholding via class uncertainty and region homogeneity</i> IEEE Trans. PAMI, Vol. 23, N° 7, pp. 689-706, 2001.</p>
[143]	<p>J.C. Salotti <i>Gestion des informations dans les étapes de la vision par ordinateur</i> Thèse de Doctorat de l'INPG Grenoble, 1994.</p>
[144]	<p>M. Schmidt, I. Levner, R. Greiner, A. Murtha, A. Bistritz <i>Segmenting brain tumors using alignment-based features</i> Proc. Fourth International Conference on Machine Learning and Applications, Vol. 0, pp. 215-220, 2005.</p>
[145]	<p>M. Schiess, <i>Segmentation d'image anatomique du cerveau chez l'adulte</i> Thèse de l'école d'ingénieurs de Genève, HES informatique, 2003.</p>
[146]	<p>Service Evaluation des technologies <i>Imagerie de L'accident Vasculaire Cérébral aigu</i> ANAES, 2002.</p>
[147]	<p>D.W. Shattuck, S.R. Sendor-Leahy, K.A. Shaper, D.A. Rottenberg, R.M. Leahy <i>Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model</i> NeuroImage, Vol. 13, pp. 856-876, 2001.</p>
[148]	<p>C. W. Shaffrey, I. H. Jermyn, and N. G. Kingsbury <i>Psychovisual evaluation of image segmentation algorithms</i> Proc. of ACIVS, Belgium, 2002.</p>

[149]	<p>D. Shen, E.H. Herskovits, C. Davatzikos <i>An adaptive-Focus statistical shape model for segmentation and shape modelling of 3-D brain structures</i> IEEE Trans. on Medical imaging, Vol. 20, N° 4, pp. 257-270, 2001.</p>
[150]	<p>M. Sonka, S.K. Tadikonda, S.M. Collins <i>Knowledge-Based Interpretation of MR Brain Images</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 15, N°4, pp. 443-452, 1996.</p>
[151]	<p>C. Spinu <i>Une approche multi-agents pour la segmentation d'images associant estimation et évaluation</i> Thèse de Doctorat de l'Université J. Fourier, Grenoble, 1997.</p>
[152]	<p>C. Tauber, H. Batatia, A. Ayache <i>A robust speckle reducing anisotropic diffusion.</i> IEEE International conference on image processing (ICIP), pp. 247-250, 2004.</p>
[153]	<p>T. Taxt, A. Lundervold <i>Multispectral Analysis of the brain using magnetic resonance imaging</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 13, N° 3, pp. 470-481, 1994.</p>
[154]	<p>A. Usinskas, E. Pranckeviciene, T. Wittenberg, P. Hastreiter, B.F. Tomandl <i>Automatic ischemic stroke segmentation using various techniques</i> Proc. 6th Int. Conf of Neural Network and Soft Computing, Zakopane, 2002.</p>
[155]	<p>D. Wang, D.M. Doddrell <i>A segmentation-based and partial-volume-compensated method for an accurate measurement of lateral ventricular volumes on T_1-Weighted magnetic resonance images</i> Magnetic Resonance Imaging, Vol. 19, pp. 267-272, 2001.</p>
[156]	<p>S. Warfield, J. Dengler, C.R.G. Guttmann, W.M. WellsIII, G.J. Ettinger, J. Hiller, R. Kikinis <i>Automatic identification of gray matter structures from Mri to improve the segmentation of white matter lesions</i> Journal of image guided surgery, Vol.1, pp. 326-338, 1995.</p>
[157]	<p>J. Weickert <i>Anisotropic diffusion in image processing</i> Thèse de Phd, Dpt Mathématiques, Univ. Kaiserslautern, 1996.</p>
[158]	<p>J. Weinman, G. Bissias, E. Riseman, A. Hanson, J. Hoirowitz <i>Confidence-based segmentation of MR imagery using region and boundary information with nonlinear scale-space and fast marching level sets</i> Technical Report UM-CS-2003-017, University of Massachusetts-Amherst, Amherst, MA 01003-4601, 2003.</p>

[159]	A.J. Worth, N. Makris, J.W. Meyer ,V.S. Caviness, Jr and D.N. Kennedy <i>Semi automatic segmentation of brain exterior in magnetic resonance images driven by empirical procedures and anatomical knowledge</i> Medical image analysis, Vol. 2, N° 4, pp. 315-324, 1998.
[160]	C. Xu, D.L. Pham, M.E. Rettmann, D.N. Yu, J.L. Prince <i>Reconstruction of the human cerebral cortex from magnetic resonance images</i> IEEE Trans. on medical imaging , Vol. 18, N° 6, pp. 467-480, 1999.
[161]	Y. You and M. Kaveh <i>Fourth-order partial differential equations for noise removal</i> IEEE Trans. On Image Processing, Vol.9, N°10, pp.1723-1730, 2000.
[162]	Y. Yu, J. A. Molloy, S. T. Acton <i>ACTON, Three-dimensional speckle reducing anisotropic diffusion</i> IEEE Trans. on image processing, Vol. 3, pp. 1987-1991. 2003.
[163]	Y. Yu, S.T. Acton. <i>Speckle Reducing Anisotropic Diffusion.</i> IEEE Trans. on image processing, Vol. 11, N°11, pp. 1260-1270, 2002.
[164]	S. Yu and all <i>Automatic segmentation of white matter lesions in T1-weighted brain MR Images</i> Proc. IEEE Int. Symp. on biomedical Imaging, pp. 253-256, Washington, 2002.
[165]	Y. Zhang, M. Brady, S. Smith <i>Segmentation of brain MR images through a hidden markov random field model and the expectation-Maximization algorithm</i> IEEE Trans. on medical imaging, Vol. 20, N° 1, pp. 45-57, 2001.
[166]	Y.J. Zhang <i>A survey on evaluation methods for image segmentation</i> Pattern recognition, Vol. 29, N° 8, pp. 1335-1346, 1996.
[167]	S.W. Zucker <i>Region Growing: Childhood and Adolescence</i> Comp. Graph. And image Proc., Vol. 5, pp. 382-399, 1976.