

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention Électronique
Instrumentation biomédicale

présenté par

Tazgait Nassireddine

&

Lali Oussama

Segmentation coopérative FCM / Levels Set et Caractérisation de l'AVC Ischémique

Proposé par : Pr. Cherfa Yazid & Dr. Cherfa Assia

Année Universitaire 2017-2018

REMERCIEMENTS

Dans le cadre De notre projet De fin D'étude pour l'obtention Du diplôme de master 2 en Génie biomédicale, nous profitons de cette occasion pour :

Avant tout, nous tenons à remercier ALLAH qui nous a donné l'aide, le pouvoir et la patience pour finaliser ce mémoire. Nous remercions les membres De jury qui ont acceptés D'évaluer ce travail.

Nos remerciements à notre promotrice Dr.Cherfa Assia et à notre Co-promoteur Pr. Cherfa Yazid pour leur encadrement ainsi qu'à tous nos professeurs De Département D'électronique De l'université SAAD DAHLEB de Blida 1 qui ont contribués à notre formation.

Nos remerciements à nos parents pour leur soutien. Aussi, nous tenons à remercier nos collègues et nos amis pour leurs encouragements et à toute la promotion Master 2.

Nous tenons à remercier l'ensemble Du personnel Du centre D'imagerie Dr. LAKHAL et ses collaborateurs. Particulièrement, Mme Nadia de nous avoir aidé dans notre travail.

Enfin, nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement De ce mémoire.

1. Contexte générale

Le développement de la technologie et des sciences a toujours évolué, dans la vision de répondre aux problématiques de la médecine.

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain, à partir des différents phénomènes physiques tels que l'absorption des rayons X, la résonance magnétique nucléaire, la radioactivité pour la scintigraphie, etc....

L'imagerie par résonance magnétique IRM permet les solutions les plus innovantes. Elle est basée sur les sciences physiques et informatiques pour comprendre et explorer le corps humain. Elle offre un champ d'exploitation pour visualiser l'anatomie et étudier le fonctionnement du cerveau.

Malgré les avances technologiques dans le domaine médical et en particulier dans l'imagerie médicale, les méthodes automatiques de traitement et d'analyse d'images se sont récemment multipliées pour assister l'expert, dans l'analyse qualitative et quantitative de ces images, et faciliter leur interprétation.

Dans le traitement et l'analyse d'image, la segmentation d'image est l'opération la plus importante, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse d'image. L'intérêt de la segmentation est de partitionner une image en plusieurs régions homogènes, au sens d'un critère fixé a priori.

Elle facilite la reconnaissance des formes, et l'extraction des objets contenus dans l'image. Les techniques de segmentation d'images sont généralement utilisées pour la recherche des discontinuités locales (détection de contours) ou la détection de zone de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéités (extraction de régions).

Dans l'imagerie cérébrale, la segmentation permet de séparer les différentes régions qui compose le cerveau (matière grise, la matière blanche, liquide céphalo-rachidien, lésion, tumeurs ...), afin d'extraire les informations pour aider le médecin au sens thérapeutique dans l'étude les différentes pathologies.

2. Problématique

La segmentation des structures anatomiques cérébrales est un domaine particulièrement important dans le traitement d'image. Cette étape constitue un problème difficile et un sujet de recherche de forte actualité dans le domaine médical.

Dans notre cas, nous nous sommes intéressés à l'infarctus ischémique. D'après notre recherche bibliographique, plusieurs travaux ont été orientés vers le calcul du volume d'un infarctus, car la prise en charge des AVC ischémiques est considérée aujourd'hui comme un cas d'urgence neurologique absolue. Le volume peut aider le médecin pour l'établissement de son diagnostic (thérapeutique ou chirurgical).

Notre travail consiste à développer un algorithme de segmentation d'IRM présentant un AVC ischémique dans le but de calculer son volume afin d'aider le praticien dans sa prise de décision et orienter son patient vers une thérapie ou un acte chirurgical. Notre algorithme fait l'hybridation entre deux grandes techniques de segmentation, soient la classification par « FCM » et les « Levels Set ».

3. Organisation du mémoire

Ce mémoire se compose de quatre chapitres :

Chapitre1

Ce chapitre présente un petit rappel sur l'anatomie du cerveau, et les principales régions qui donnent des informations pertinentes, lors de l'examen et du diagnostic clinique, ainsi que les différents types de pathologies cérébraux-vasculaires. Nous donnerons quelques notions sur l'imagerie par résonance magnétique IRM car les imageurs IRM constituent une classe d'appareils très utiles pour l'observation de l'anatomie, l'étude du fonctionnement du cerveau, le suivi de l'évolution des pathologies ainsi que l'effet d'une thérapie.

Chapitre 2

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions de base dans le domaine de traitement d'images, ainsi que les différentes méthodes de la segmentation d'images cérébrales. Nous avons donné la définition, les avantages et les inconvénients de chaque méthode.

Chapitre 3

A partir de notre recherche bibliographie et l'étude des méthodes de segmentation, nous présentons la démarche de notre travail, qui consiste à étudier les images IRM de patients atteints d'accident ischémique cérébral. Nous donnerons les différentes étapes de notre algorithme, développé pour la segmentation de cette pathologie et qui constitue une étape essentielle dans un processus d'interprétation d'images cérébrales.

Chapitre 4

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats obtenues à chaque étape : prétraitement, segmentation et post-traitement, ainsi que leur interprétation.

Conclusion générale

En conclusion générale, nous présentons un résumé général de notre travail, les difficultés rencontrés à chaque étape, lors de son implémentation et les perspectives que nous souhaitons réaliser dans le futur.

ملخص : يبقى تجزئة هياكل الدماغ مجالاً واسعاً جداً من مراحل معالجة الصور الطبية. فهو يسمح باستخراج الأنسجة المرضية المختلفة مثل الاحتشاء الدماغي ، الورم، الآفة، الوذمة الخ، بالإضافة إلى الأنسجة الطبيعية مثل المادة البيضاء، المادة الرمادية والسائل النخاعي.

الهدف من هذا العمل هو تنفيذ خوارزمية تجزئة الاحتشاء الدماغي من خلال التعاون بين طريقتين. لتصنيف أنسجة المخ المختلفة ولحل مشكلة تهيئة المنحنى، ثم تطبيق طريقة الثانية لتحديد مكان احتشاء دماغي أو السكتة الدماغية الإقفارية. و في الأخير نقوم بحساب حجم احتشاء دماغي لمساعدة الطبيب في اختيار التشخيص (علاجياً أو جراحياً).

كلمات المفاتيح: معالجة الصور الطبية، حساب حجم احتشاء دماغ ، المورفولوجيا الرياضية.

Résumé : La segmentation des structures cérébrales reste un domaine très vaste pour l'analyse quantitative des images. Elle permet d'extraire les différents tissus pathologiques tels que l'infarctus cérébral, la tumeur, la lésion, l'œdème ...ect, ainsi que les tissus normaux tels que la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo-rachidien. L'objectif de ce travail est de mettre en œuvre un algorithme de segmentation de l'infarctus cérébral par la coopération de deux méthodes : FCM (Fuzzy C-Means) pour extraire l'AIC et résoudre le problème de l'initialisation de la courbe et les levels Set pour localiser le contour de l'infarctus cérébral ou accident vasculaire ischémique cérébral. Enfin, cet algorithme, permet de calculer le volume de l'infarctus cérébral pour aider le médecin dans le choix du diagnostic (thérapeutique ou chirurgical).

Mots clés : Segmentation des structures cérébrales, infarctus cérébrale, FCM et Level Set.

Abstract: The segmentation of brain structures remains a very broad field for the quantitative analysis of images. It allows the extraction of different pathological tissues such as cerebral infarction, tumor, lesion, edema ... ect, as well as normal tissues such as white matter, gray matter and cerebrospinal fluid. The objective of this work is to implement a cerebral infarction segmentation algorithm by the cooperation of two methods: FCM (Fuzzy C-Means) to extract the AIC and solve the problem of the initialization of the curve and levels set to locate the contour of cerebral infarction or cerebral ischemic stroke. Finally, this algorithm allows to calculate the volume of cerebral infarction to help the doctor in the choice of diagnosis (therapeutic or surgical).

Keywords: brain structures segmentation, cerebral infarction, FCM and Level Set.

TABLE DES MATIÈRES

Introduction générale	1
<u>1. Contexte générale</u>	1
<u>2. Problématique</u>	2
<u>3. Organisation du mémoire</u>	3

Chapitre 1 : Contexte médical

<u>1.1 Introduction</u>	5
<u>1.2 Vues macroscopique et microscopique du cerveau</u>	5
<u>1.2.1 Vue macroscopique</u>	5
<u>1.2.2 Vue microscopique</u>	6
<u>1.3 Pathologies cérébrales-vasculaires</u>	7
<u>1.3.1 Définition</u>	7
<u>1.3.2 Différents types des pathologies cérébrales vasculaires</u>	8
<u>1.4 Accidents ischémiques cérébraux</u>	8
<u>1.4.1 Causes d'AIC</u>	8
<u>1.4.2 Facteurs de risque des AIC</u>	8
<u>1.4.3 Mécanismes d'AVC ischémiques</u>	9
<u>1.4.4 Etiologie</u>	9
<u>1.4.5 Symptômes et conséquences</u>	9
<u>1.5 Diagnostic et prise en charge des AVC</u>	10
<u>1.5.1 Diagnostic</u>	10
<u>1.5.2 Prise en charge des AVC à la phase aiguë</u>	10
<u>1.6 Imagerie médicale</u>	10
<u>1.7 Principaux composants en IRM</u>	12
<u>1.8 Définition et différents phénomènes physiques de la RMN</u>	15
<u>1.8.1 Définition</u>	15
<u>1.8.2 Différents phénomènes physiques de la RMN</u>	15
<u>1.9 Contrastes en IRM</u>	17
<u>1.10 Artéfacts en IRM</u>	18
<u>1.11 Différentes coupes en IRM</u>	19
<u>1.12 Conclusion</u>	20

TABLE DES MATIÈRES

Chapitre 2 : Segmentation d'images IRM cérébrale

<u>2.1 Introduction</u>	22
<u>2.2 Généralités sur le traitement d'images</u>	22
<u>2.2.1 Définition de l'image</u>	22
<u>2.2.2 Image numérique</u>	22
<u>2.3 Caractéristiques d'images</u>	23
<u>2.4.1 Images binaires</u>	26
<u>2.4.2 Image aux niveaux de gris</u>	26
<u>2.5 Définition de traitement d'image numérique</u>	26
<u>2.6 Définition de la segmentation</u>	26
<u>2.7 Différentes approches</u>	27
<u>2.7.1 Approche région</u>	27
<u>2.7.2 Approche contour</u>	27
<u>2.7.3 Approches hybrides</u>	27
<u>2.8 Segmentation coopérative</u>	28
<u>2.8.1 Définition</u>	28
<u>2.8.2 Différents types de la segmentation coopérative</u>	28
<u>2.9 Etat de l'art</u>	30
<u>2.10 Conclusion</u>	35

Chapitre 3 : Méthode coopérative entre la classification floue et level set

<u>3.1 Introduction</u>	37
<u>3.2 Schéma synoptique de la méthode proposée</u>	37
<u>3.3 Acquisition</u>	38
<u>3.3.1 Format DICOM</u>	38
<u>3.3.2 La conversion du format DICOM au format BMP</u>	38
<u>3.4 Prétraitement des images</u>	38
<u>3.4.1 Extraction de l'encéphale</u>	39
<u>3.4.2 Elimination du bruit par le filtre anisotrope</u>	43
<u>3.5 Segmentation des images l'IRM cérébrales</u>	46
<u>3.5.1 Segmentation cérébrale orientée régions</u>	46
<u>3.5.2 Segmentation cérébrale orientée contours</u>	48
<u>3.6 Coopération par classification FCM et Level Set</u>	55
<u>3.7 Récapitulatif de la méthode proposée</u>	55

TABLE DES MATIÈRES

<u>3.8 Post-traitement</u>	56
<u>3.9 Conclusion</u>	56

Chapitre 4 : Résultat et Interprétation

<u>4.1 Introduction</u>	58
<u>4.2 Présentation du logiciel</u>	58
<u>4.2.1 Langage de programmation utilisé</u>	58
<u>4.2.2 Conception de Matlab</u>	58
<u>4.2.3 Présentation de l'interface proposée</u>	59
<u>4.3.4 Menu Outils (interface)</u>	59
<u>4.3 Implémentation de notre travail</u>	60
<u>4.3.1 Images utilisées</u>	60
<u>4.3.2 Phase de prétraitement</u>	61
<u>4.3.3 Filtrage</u>	66
<u>4.4 Phase de la segmentation</u>	67
<u>4.4.1 Segmentation par la classification FCM</u>	67
<u>4.4.2 Segmentation par la méthode Level Set</u>	69
<u>4.5 Post-traitement</u>	75
<u>4.6 Différents résultats de notre travail</u>	77
<u>4.7 Conclusion</u>	77
Conclusion générale	79
Bibliographie	80
Webographie	83
Annexe	84

Liste des abréviations

IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
SNC	Système Nerveux Centrale
LCR	Liquide Céphale- Rachidien
SG	Substance Grise
SB	Substance Blanche
AVC	Accident Vasculaire Cérébral
AIC	Accident Ischémique Cérébral
TDM	Tomodensitométrie
RMN	Résonance Magnétique Nucléaire
TE	Temps Echo
TR	Temps de Répétition
RVB	Rouge Vert Bleu
FCM	Fuzzy C-Means
PCM	Possibilistic C-means
MRF	Markov Random Fields
GVF	Gradient Vector Flow
MAP	Maximum A Posteriori
EM	Expectation Maximization
BMP	BitmaP
SEP	Sclérose En Plaque

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Les différentes descriptions du cerveau	7
Figure 1.2 : Accident vasculaire cérébral ischémique par l'aquisition scanner.....	11
Figure 1.3 : Placement de la tête dans l'antenne réceptrice de l'appareil IRM.....	12
Figure 1.4 : Les différentes bobines constituant de l'appareil IRM.....	14
Figure 1.5 : Le principe de résonance magnétique nucléaire	16
Figure 1.6 : Acquisition d'images IRM par différentes modalités.....	17
Figure 1.7 : La représentation des différentes coupes par acquisition IRM.....	19
Figure 2.1 : Représentation d'image numérique.....	22
Figure 2.2 : Le contour d'une image.....	25
Figure 2.3 : Les différents types de contour	25
Figure 2.4 : Schéma synoptique du système de traitement d'image numérique.....	26
Figure 2.5 : Coopération séquentielle.....	28
Figure 2.6 : Coopération des résultats	29
Figure 2.7 : Coopération mutuelle	29
Figure 2.8 : Classification des différentes méthodes de segmentation.....	35
Figure 3.1 : Schéma synoptique des différentes étapes d'algorithme proposé.....	37
Figure 3.2 : Quelques exemples d'éléments structurants	40
Figure 3.3 : Opération d'érosion.....	40
Figure 3.4 : Opération de la dilatation.....	41
Figure 3.5 : Dilatation et érosion d'une image.....	42
Figure 3.6 : Résultat de remplissage des trous.....	42
Figure 3.7 : Principe des contours actifs.....	48
Figure 3.8 : La représentation de la fonction distance φ signée au contour C.....	51
Figure 4.1 : Interface du programme.....	58
Figure 4.2 : Images IRM cérébrales utilisées.....	61
Figure 4.3 : La binarisation d'images cérébrales.	62
Figure 4.4 : Les résultats des méthodes morphologiques.....	64
Figure 4.5 : Les résultats de l'étiquetage des régions.....	64
Figure 4.6 : Résultats des méthodes morphologiques.....	65
Figure 4.7 : Extraction de l'encéphale	66

LISTE DES FIGURES

Figure 4.8 : Résultat de filtre Perona et Malik.....	67
Figure 4.9 : Résultat de la segmentation par FCM pour les différents cas présents.....	68
Figure 4.10 : Extraction de l'image qui comporte l'infarctus cérébral.....	69
Figure 4.11 : Elimination des structures anormales.....	70
Figure 4.12 : Extraction de la région activée (infarctus cérébral).	70
Figure 4.13 : Initialisation de la courbe pour level set.....	71
Figure 4.14 : Résultat de la dilatation.....	71
Figure 4.15 : Résultat de l'évolution par la méthode Level Set.....	72
Figure 4.16 : Les différents résultats de l'infarctus cérébrale par Level Set.....	73
Figure 4.17 : Résultat de la segmentation par Level set pour les différents cas présents.....	73
Figure 4.18 : Résultat de la segmentation pour les différents cas présents.....	74
Figure 4.19 : Différents résultats de l'algorithme proposé.....	77

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1 : Les différentes propriétés de la dilatation et l'érosion.....	41
Tableau 4.1 : Menu des outils.....	60
Tableau 4.2 : Résultat du volume de l'AIC du patient 1.....	76
Tableau 4.3 : Résultats du calcul du volume ischémique.....	76

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous décrivons le cadre biomédical de notre travail. Nous commençons par les vues macroscopique et microscopique du cerveau. Ensuite, Nous présentons Les différentes pathologies cérébraux-vasculaires, leurs symptômes ainsi que leurs diagnostics.

Nous passons en revue les différentes techniques d'observation du cerveau, en se basant sur l'Imagerie par résonance magnétique (IRM), afin de représenter les différentes coupes acquises selon cette technique.

1.2 Vues macroscopique et microscopique du cerveau

1.2.1 Vue macroscopique

Le cerveau est la partie la plus volumineuse de système nerveux central (SNC). Il est placé dans la boîte crânienne. Son poids varie entre 1400 et 1800 gramme. Il occupe la boîte crânienne, mais il n'est pas en contact directe avec la cavité osseuse. Le cerveau comprend deux hémisphères symétriques:

- L'hémisphère droit concerne principalement : les habilités spatiales, la reconnaissance des visages, la musique, les émotions, la créativité [1].
- L'hémisphère gauche concerne principalement : Les habilités logiques, le rationnel, le langage, le calcul, l'écriture [1].

La surface du cerveau présente de nombreux replis avec un grand nombre de circonvolutions limités par des sillons.

Certains sillons plus profonds permettent de diviser chaque hémisphère en 4 lobes [1] :

-Le lobe frontal : Il est responsable de la coordination motrice volontaire. Il contrôle la coordination musculaire et les mouvements rythmiques de la tête et du cou (la mastication, le léchage et la déglutition).

-Le lobe pariétal : il contient les centres qui traitent les impulsions nerveux liées au sens du toucher c'est-à-dire le traitement des informations liées à la température, la texture, la taille et le poids.

-Le lobe occipital : il contient les centres responsables de la vision.

-Le lobe temporal : il contient les centres de traitement et de corrélation des sens : auditif (ouïe) et olfactif (odorat).

1.2.2 Vue microscopique

Le cerveau est composé de trois tissus principaux : le liquide céphalo-rachidien(LCR), la substance grise (SG) et la substance blanche (SB).

a. Liquide céphalo-rachidien

Le liquide céphalo-rachidien (en anglais cérébro-spinal fluid) se trouve entre les ventricules du cerveau et les méninges. Il baigne le cerveau et permet de le protéger.

Ce fluide circule à travers une série de cavités communicantes appelées ventricules [2].

b. Substance grise

On désigne sous le nom de substance grise, la partie des tissus du système nerveux central, composée essentiellement des corps cellulaires, et de l'arbre dendritique des neurones, ainsi que de certaines cellules gliales.

Dans l'encéphale, la substance grise est située en périphérie, c'est-à-dire autour de la substance blanche [3].

c. Substance blanche

La substance blanche est située entre le cortex, les noyaux et les ventricules. Elle correspond aux axones qui font les connexions entre les corps cellulaire du cortex et d'autres parties du cerveau [15].

d. Méninges [3]

L'encéphale est entouré de couches protectrices appelées méninges. Elles sont constituées de trois membranes successives :

- La plus interne de ces membranes est la pie-mère : fine, compacte, elle contient les structures veineuses qui ramènent le sang, du cerveau vers le cœur.

- La membrane intermédiaire est l'arachnoïde, ainsi appelée en raison de sa ressemblance avec une toile d'araignée (le LCR circule entre celle-ci et la pie-mère).
- La membrane la plus externe est la dure-mère : dure et résistance, elle est formée de tissu conjonctif qui protège les couches sous-jacentes des os.

e. Cortex [2]

Le cortex recouvre la totalité du cerveau. Sa surface est importante car elle suit toutes les circonvolutions externes du cerveau appelées sillons. Son épaisseur est d'environ 2 à 3 millimètres. Le cortex joue un rôle important dans la fusion des informations provenant des différentes zones du cerveau.

Les différentes descriptions macroscopique et microscopique sont présentées dans la figure 1.1.

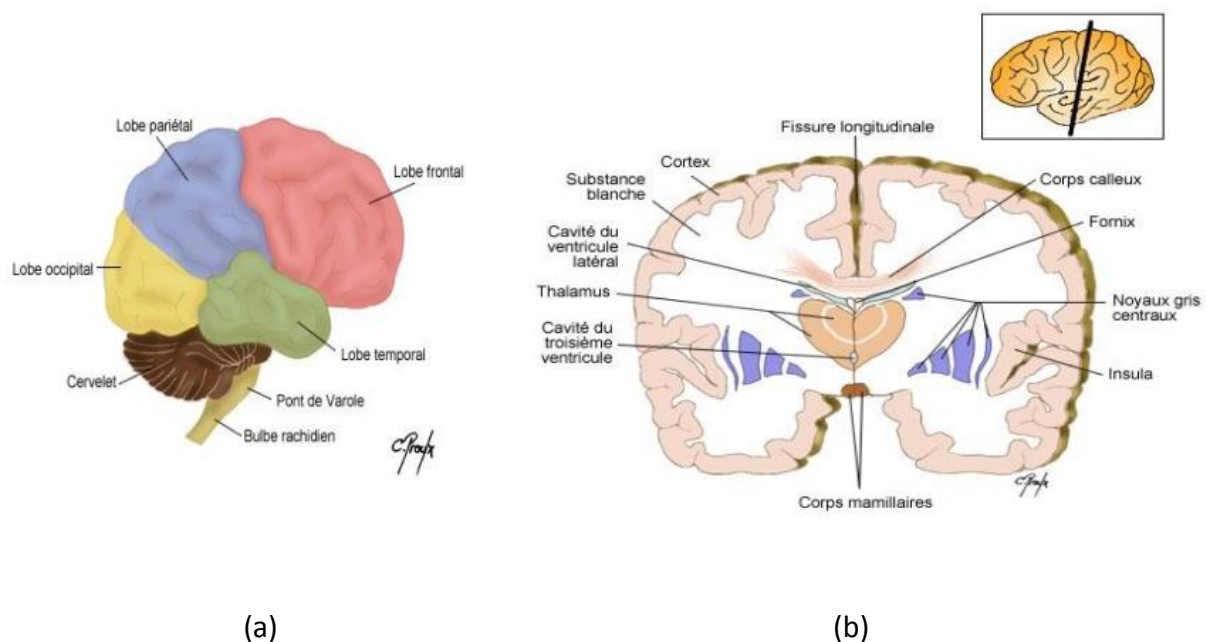


Figure 1.1 : Les différentes descriptions du cerveau
(a)macroscopique, (b) microscopique [20].

1.3 Pathologies cérébrales-vasculaires

1.3.1 Définition [7]

La pathologie cérébrale vasculaire recouvre les dysfonctionnements cérébraux en rapport avec un problème circulatoire. Elle est caractérisée par un dysfonctionnement brutal de la région cérébrale concernée.

1.3.2 Différents types des pathologies cérébrales vasculaires [7]

En général, on considère deux termes de pathologies cérébrales : les lésions focales ischémiques (environ 80-85%), et hémorragiques (environ 15-20%). Les hémorragies sous-arachnoïdiennes sont aussi classifiées dans ces pathologies.

a. AVC ischémique

L'accident vasculaire cérébral (AVC) ischémique est causé par l'occlusion localisée d'un vaisseau, conduisant à un arrêt de l'apport en oxygène et en glucose du cerveau.

b. Hémorragie parenchymateuse

Elle est due à l'irruption brutale de sang dans le parenchyme, suite à une rupture de la paroi artérielle ou d'anévrisme fusiforme.

c. Hémorragie sous-arachnoïdienne

Elle est causée par le saignement dans l'espace sous arachnoïdien en général, sur rupture d'anévrisme sacciforme. Dans notre travail, nous nous sommes intéressés à l'accident ischémique cérébral (AIC).

1.4 Accidents ischémiques cérébraux

1.4.1 Causes d'AIC [7]

Il y a principalement deux causes d'AIC :

- Occlusion d'une artère gros/petit calibre (caillot, amas plaquettaire).
- Si l'occlusion est partielle, l'infarctus est favorisé par une baisse de la pression artérielle.

1.4.2 Facteurs de risque des AIC [6]

Les facteurs de risque de l'AIC sont :

Hypertension artérielle, tabagisme, diabète, insuffisance cardiaque, fibrillation auriculaire

Infarctus de myocarde, obésité et sténose de la carotide.

1.4.3 Mécanismes d'AVC ischémiques [6]

Les mécanismes responsables de l'AIC sont :

- Athérosclérose : thrombose occlusive en plaque au niveau d'une artère cérébrale.
- Thrombose occlusive d'une artère extra-crânienne (carotide ou vertébrale) :
- Embolie distale dans une artère cérébrale.
- Embolie tumorale.

1.4.4 Etiologie [4]

Les accidents ischémiques représentent 80% des cas d'AVC. Il existe deux types :

- Dans 40 à 50% des cas d'AVC, il existe une thrombose cérébrale due à la présence au niveau de la paroi de l'artère d'une plaque de lipides. On parle alors d'athérosclérose.
- Dans 30% des cas d'AVC, un caillot, provenant d'une autre localisation du corps, en général du cœur ou d'une artère carotide, bloque la circulation cérébrale. On parle alors d'embolie cérébrale

Cependant d'autres causes peuvent exister :

- Déchirure de la paroi de l'artère (dissection).
- Compression par une tumeur.

1.4.5 Symptômes et conséquences [4]

La présence de l'AIC va provoquer :

- Les troubles sensitifs unilatéraux : paresthésies, hypoesthésie d'un hémicorps.
- Les troubles du langage : suspension du langage, manque du mot.
- Troubles moteurs et/ou sensitifs atteignant un ou plusieurs membres.
- Diplopie (liée à une paralysie oculomotrice), dysarthrie, troubles de la déglutition
- Déficit du champ visuel : hémianopsie latérale homonyme, en cas d'ischémie unilatérale de l'artère cérébrale postérieure, ou cécité corticale si l'ischémie est bilatérale.

1.5 Diagnostic et prise en charge des AVC

1.5.1 Diagnostic [8]

Le diagnostic d'AVC repose en règle sur la clinique (déficit neurologique focalisé d'apparition brutale), le diagnostic de la nature de l'AVC repose sur l'imagerie cérébrale. Le tableau clinique est à début brutal, et peut secondairement évoluer en fonction de l'œdème cérébral ou de l'extension de l'hémorragie.

1.5.2 Prise en charge des AVC à la phase aiguë [4]

L'AVC justifie une hospitalisation en urgence en unité neuro-vasculaire pour :

- Confirmation diagnostic par imagerie cérébrale.
- Prise en charge thérapeutique.
- Bilan étiologique.

Le pronostic immédiat (pronostic vital) et ultérieur (pronostic fonctionnel) dépend de la rapidité et de la qualité de cette prise en charge.

1.6 Imagerie médicale [9]

La prise en charge des AVC est aujourd'hui une urgence neurologique absolue. Quelle que soit la technique d'imagerie utilisée.

L'imagerie doit :

- Exclure un diagnostic différentiel et en particulier une hémorragie.
- Etablir le diagnostic positif d'une lésion ischémique et en préciser la topographie et l'étendue.
- Préciser le niveau de l'occlusion artérielle.
- Déterminer le degré de la perfusion cérébrale.
- Préciser le mécanisme responsable : thromboembolique ou hémodynamique.
- Apprécier le stade physiopathologique (lésion réversible ou irréversible) qui conditionne le pronostic et les solutions thérapeutiques.

Le scanner et l'imagerie par résonance magnétique sont les examens qui peuvent être utilisés pour étudier les différents AVC.

a. Scanner cérébral sans injection de produit de contraste

Le scanner X ou tomodensitomètre (TDM) est apparu à la fin des années soixante. C'est une technique d'imagerie radiologique permettant d'obtenir les coupes axiales, reconstruites à partir de l'atténuation des rayons X, dans le volume à explorer. Le scanner cérébral est considéré comme le Gold standard pour l'exclusion de l'hématome.

Un scanner cérébral sans injection de produit de contraste est un outil fiable pour distinguer un AVC ischémique, d'une hémorragie intracérébrale ou d'une hémorragie méningée (Figure 1.2).

Les scanners modernes permettent de reconnaître les effets précoces de l'ischémie très tôt, 2 à 6 heures après l'AVC.

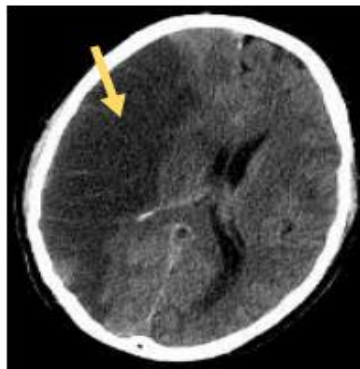


Figure 1.2 : Un accident vasculaire cérébral ischémique par l'aquisition scanner[4].

Les signes précoces de l'AVC sont :

- Diminution de l'absorption des rayons X par la substance grise.
- Comblement focal des sillons et des citernes.
- Signe de l'artère Sylvienne hyperdense.

b. Imagerie par résonance magnétique

IRM signifie « Imagerie par Résonance Magnétique ». C'est une technique d'imagerie médicale non invasive et sans effets secondaires permettant d'obtenir des vues en 2D ou 3D de l'intérieur du corps. Elle donne les informations sur les lésions qui ne sont pas visibles sur la radiographie standard, les échographies, et le scanner.

c. Avantages de l'IRM par rapport un scanner [6]

L'IRM présente un certain nombre d'avantages par rapport au scanner :

- Plus précise.
- Plus sensible (les petites lésions de la fosse postérieure, non visible au scanner en raison des artefacts osseux, sont bien mises en évidence).
- Détection à un stade précoce, lorsque seule l'IRM de diffusion est anormale.
- L'IRM doit être réalisée de préférence au scanner chaque fois que possible.

Dans notre travail, nous avons traité les images acquises par la technique de l'IRM.

1.7 Principaux composants en IRM

La salle d'imagerie par résonance magnétique est constituée des éléments suivants :

- Un tunnel formé d'un aimant qui produit le champ magnétique B_0 . L'aimantation induit dans une bobine un courant formant le signal de résonance [14].
- Les antennes adaptées à la région à explorer, émettent les ondes radio fréquence (RF) et reçoivent le signal (figure 1.3).
- Le pupitre de commande derrière lequel se trouve le personnel médical. Il est séparé de la machine par une vitre protectrice.



Figure 1.3 : Placement de la tête dans l'antenne réceptrice de l'appareil IRM [2].

a. L'aimant

C'est le cœur de l'appareil IRM. Son rôle est de produire le champ magnétique principal appelé B_0 , qui est constant et permanent. L'unité de mesure de la puissance du champ magnétique de l'IRM est le Tesla [12].

b. Bobines de gradient de champ magnétique [12]

Ce sont trois bobines métalliques enfermées dans un cylindre en fibres de verre et placées autour du tunnel de l'aimant. On les nomme respectivement : bobine X, bobines Y et bobine Z.

Le passage d'un courant électrique dans ces bobines crée des variations d'intensité du champ magnétique dans le tunnel de façon linéaire, dans le temps et dans l'espace

En fonction de sa géométrie, chaque bobine fait varier le champ magnétique selon un axe spécifique :

- La bobine X selon l'axe droite –gauche.
- La bobine Y selon l'axe avant-arrière.
- La bobine Z selon l'axe haut-bas.

L'appareil IRM est constitué de différentes bobines (Figure 1.4) :

Les bobines de Shim sont utilisées afin de corriger les éventuelles imperfections du champ. Ces bobines se placent au sein de l'aimant principal et produisent des champs magnétiques constants de faible intensités [17].

Les bobines de gradient se placent au sein de l'aimant principal et produisent des champs magnétiques constants de faible intensité. La différence réside dans le fait que les champs produits à ce niveau varient linéairement dans l'espace suivant une direction donnée (elles décrivent donc un gradient) [17].

Une bobine de radiofréquence va se charger d'émettre l'onde d'excitation en utilisant un courant électrique oscillant [17].

Les différentes bobines permettent notamment de sélectionner une épaisseur et un plan de coupe (transversal, frontal, sagittal ou oblique) et d'effectuer la localisation spatiale des signaux dans ce plan.

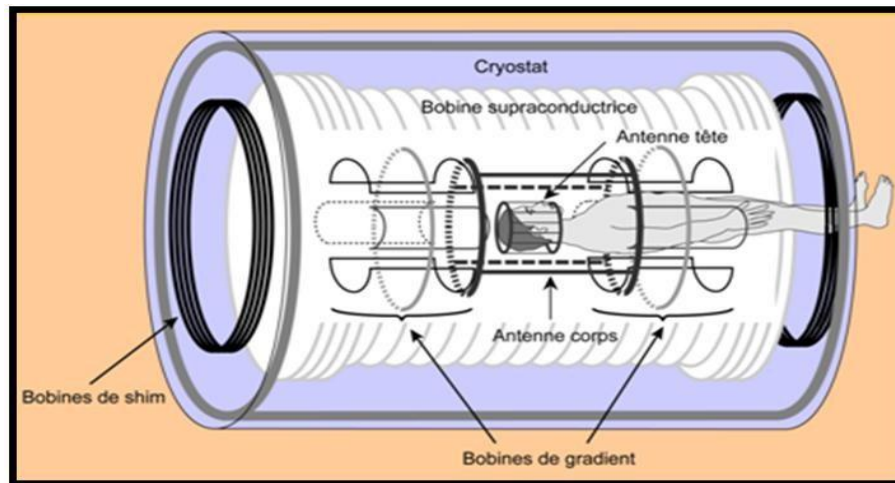


Figure 1.4 : Les différentes bobines constituant de l'appareil IRM [5].

c. Les antennes [12]

Elles sont capables de produire et/ou capter un signal radiofréquence (R.F). Elles sont très variables et peuvent être catégorisées de trois manières différentes :

- Selon leur géométrie : volumique et surfacique.
- Selon leur mode de fonctionnement : émettrice –réceptrice ou réceptrice seule (on parle aussi de réceptrice).
- Selon l'association ou non de différents éléments d'antennes : linéaire, en quadrature de phase ou en réseau phase.

d. Le blindage

Il a pour rôle de rapprocher les lignes de champ au plus près de l'aimant, et notamment de faire rentrer la ligne de 0,5 mT dans la salle d'examen.

Il existe deux types de blindages de champ magnétique selon les appareils :

- Un blindage passif : c'est un ensemble de poutrelles d'acier ou de fer doux, entourant l'aimant. Ce dispositif est très lourd.

- Un blindage actif : c'est un bobinage métallique inversé, placé aux deux extrémités du bobinage du champ principal $\vec{B}_0$. Au passage du courant électrique dans les spires inversées, il se produit un contre-champ magnétique dont les lignes de champ viennent s'opposer à celles de $\vec{B}_0$.

1.8 Définition et différents phénomènes physiques de la RMN

1.8.1 Définition

La résonance magnétique nucléaire est une technique en développement, depuis une soixantaine d'années. Il s'agit simplement d'observer la résonance magnétique nucléaire (RMN) des protons de l'eau contenus dans l'organisme.

Son principe consiste à réaliser des images de corps humain, grâce aux nombres d'atomes hydrogènes, placés dans un puissant champ magnétique.

Dès que le patient est placé dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogène de son corps, s'orientent dans la même direction. Ils sont excités par des ondes radios durant une très courte période (ils sont mis en résonance). A l'arrêt de cette stimulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal, qui est enregistré et traité sous forme d'image, par un système informatique [10].

1.8.2 Différents phénomènes physiques de la RMN

a. Spin

C'est un proton qui tourne dans sur l'axe.

b. Précession [2]

Placé dans un champ magnétique statique $\vec{B}_0 = B_0 \cdot \vec{u}_z$, le moment magnétique d'un proton va tourner très rapidement autour de l'axe u_z en décrivant un cône de révolution. 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.

c. Résonance [2]

La résonance est un transfert d'énergie entre deux systèmes oscillant 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 (equation 1.2), reliée à la fréquence de résonance f_0 par :

$$\Delta E = h\nu = \frac{\gamma B_0}{2\pi} \quad (1.2)$$

d. L'excitation

La phase de l'excitation se traduit par une diminution de l'aimantation longitudinale, et l'apparition d'une aimantation transversale, dans le cas de l'application d'un champ magnétique radiofréquence (RF). Les spins sont mis en état de résonance.

e. Relaxation

La relaxation est liée à la dissipation lors du passage d'un état excité à un état d'énergie inférieure. L'énergie des protons nucléaires est échangée et absorbée par d'autres protons de l'échantillon [19].

Le principe de résonance nucléaire est représenté dans la figure (1.5).

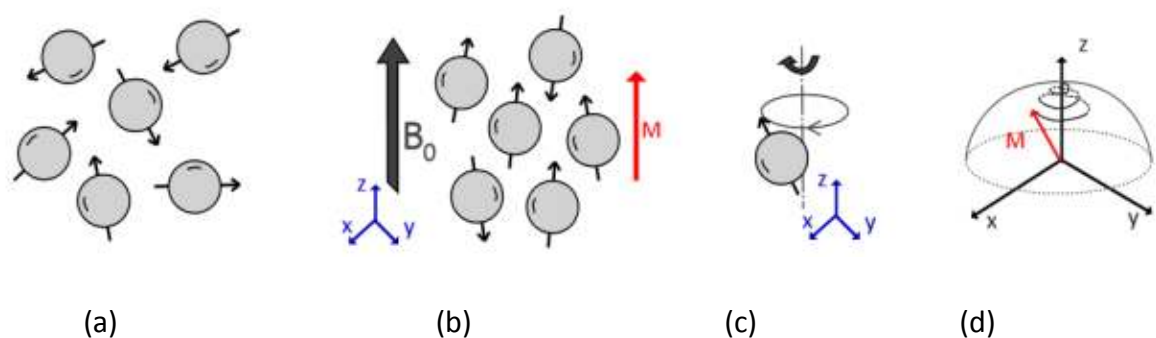


Figure (1.5) : Le principe de résonance magnétique nucléaire

(a) les spins s'orientent de façon aléatoire, (b) les spins s'orientent dans le sens de $\vec{B}_0$,
 (c) : les spins sont dans un état équilibre, (d) les spins sont à l'état de relaxation [16].

1.9 Contrastes en IRM [11]

Après avoir vu les notions de base concernant l'imagerie par résonance magnétique, nous allons citer les différents types de contraste. L'image peut être pondérée en T1, T2 ou en densité de protons. Les différents types de contraste sont obtenus en faisant varier les paramètres d'acquisition qui sont :

- Le temps d'écho TE : c'est le temps qui sépare l'impulsion RF et l'acquisition du signal.
- Le temps de répétition : c'est le temps entre deux impulsions RF consécutives.

a. Pondération en T1

Les images pondérées en T1 (hypo-signal) sont obtenues lorsque le TR et le TE sont courts. Pour des TR de l'ordre 600ms, le contraste entre les tissus dépend essentiellement de leur vitesse d'aimantation.

Dans les images pondérées en T1, le liquide céphalo-rachidien est noir, et la graisse est blanche. La matière grise est gris sombre et la matière blanche est gris blanc (figure 1.6).

b. Pondération en T2

Les images pondérées en T2 (hyper signal) sont obtenues lorsque le TR et le TE sont longs. Les différents tissus dans le cerveau sont représentés de la manière suivante : le liquide céphalo-rachidien est blanc et la graisse est grise. La matière grise apparaît en gris clair et la matière blanche en gris sombre. L'os n'est pas visible (figure 1.6).

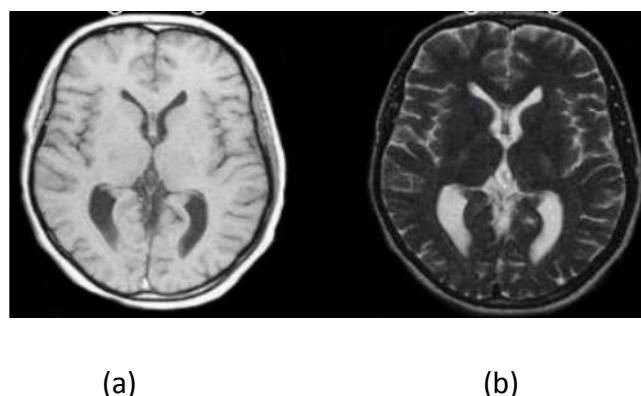


Figure 1.6 : Acquisition d'images IRM par différentes modalités (a) image pondérée en T1, (b) image pondérée en T2 [15].

c. Pondération en densité de protons

Pour les images pondérées en densité de protons, le contraste est obtenu en utilisant un TR long et un TE court.

1.10 Artéfacts en IRM

Un artefact est un effet artificiel ou un phénomène créé par les conditions expérimentales.

C'est un effet indésirable ou un parasite. Les artefacts en IRM sont responsables d'erreur dans l'encodage de l'image, La perte de signal ou le rehaussement artificiel du signal, peuvent parfois simuler un processus pathologique [18].

Les causes de ces artéfacts sont diverses.

a. Artéfacts de métabolisme

Ce sont les artéfacts les plus fréquemment rencontrés. Il y a deux types :

- Les artéfacts liés au mouvement de la respiration, les battements cardiaques et les flux sanguins (les mouvements périodiques).
- Les artéfacts liés au mouvement du patient, les mouvements oculaires, la déglutition, le flux du liquide cérébro-spinal (les mouvements apériodiques).

b. Bruit

Le bruit d'image est la présence d'informations parasites qui s'ajoutent de façon aléatoire aux détails dans les images acquises. Il est plus particulièrement visible dans les zones peu éclairées, où le rapport signal/bruit est faible. Il a pour conséquence la perte de netteté dans les détails [13].

c. L'effet de volume partiel

Un autre problème de la segmentation d'images IRM est l'effet de volume partiel qui apparait lorsque plusieurs types de tissus contribuent au même voxel. Ce problème est de plus en plus pris en compte dans les algorithmes de segmentation.

Les voxels situés à la frontière entre plusieurs tissus sont composés de deux ou plusieurs tissus. Il est donc nécessaire de prendre en compte ces effets de volume partiel pour obtenir une segmentation fiable des tissus cérébraux [11].

d. Hétérogénéités d'intensité ou biais

Une des principales difficultés de la segmentation d'images IRM est la présence d'un artefact d'hétérogénéité d'intensité spatiale pour un même tissu cérébral.

Les inhomogénéités du champ RF sont en effet responsables de ces variations spatiales et lentes de l'intensité des images.

Ce biais peut poser des problèmes de classification pour des techniques de segmentation basées sur l'intensité, si on suppose que l'intensité d'une classe est constante sur toute l'image [11].

1.11 Différentes coupes en IRM

Une image médicale peut être définie comme la représentation des variations spatiales et temporelles, d'une ou de plusieurs propriétés physiques, d'un sujet sous investigation.

On parle d'images statiques lorsque la variation temporelle de la propriété n'est pas prise en considération, autrement on parle d'images dynamiques. Les images sont soit des projections planaires de sujet soit des coupes tomographiques à travers lui.

La coupe peut être transversale, sagittale ou coronale selon son orientation dans le repère lié au sujet, comme le montre la figure (1.7).

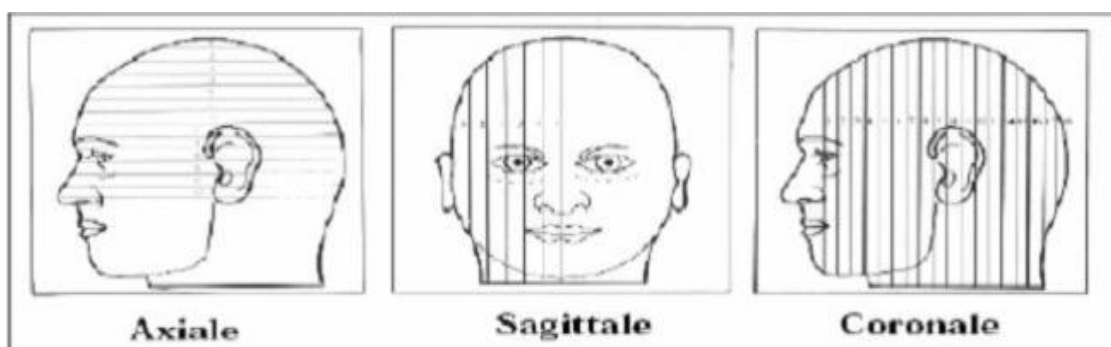


Figure 1.7 : La représentation des différentes coupes par acquisition IRM [2].

a. Coupe axiales

Ces coupes sont quasiment en plan horizontal. En imagerie par résonance magnétique, elle correspond à un plan perpendiculaire à l'axe du champ magnétique principal [2].

b. Coupes sagittales

Ces coupes sont prises dans les plans parallèles au plan inter-hémisphérique. Il s'agit des vues latérales du cerveau [2].

c. Coupes coronales (frontale)

Ce sont des coupes perpendiculaires aux coupes axiales et sagittales [2].

1.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents lobes et les différents tissus constituant le cerveau, ainsi que les deux types d'AVC. Nous avons abordé les deux techniques utilisées en cas de suspicion d'AVC ou d'accident ischémique transitoire.

Nous avons passé en revue, les artefacts liés au bruit, et au métabolisme du patient ainsi que les différents phénomènes physiques (RMN) à l'origine de la diminution de la qualité des images cérébrales.

Nous avons donné les différentes coupes que l'IRM permet d'acquérir.

Dans le deuxième chapitre, nous donnerons des notions de base du traitement d'images et les différents travaux sur lesquels s'est basé notre travail.

2.1 Introduction

Le traitement d'images est un domaine très important qui a connu depuis quelques dizaines d'années un grand essor. Il peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image, afin d'extraire les informations les plus pertinentes, ou tout simplement, pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain.

Dans ce chapitre, nous définissons les notions principales de traitement d'images, et les différentes méthodes qui sont utilisées pour notre travail.

2.2 Généralités sur le traitement d'images [21]

2.2.1 Définition de l'image

Une image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la structure, le dessin, la photographie, le film...etc. C'est un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur un l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être écrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ de brillance analogique.

2.2.2 Image numérique

Contrairement aux images obtenues à partir d'un appareil photo ou d'un dessin sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques. Elles sont représentées par une série de bits. L'image numérique est divisée en élément de taille fixée appelé pixel (figure 2.1).

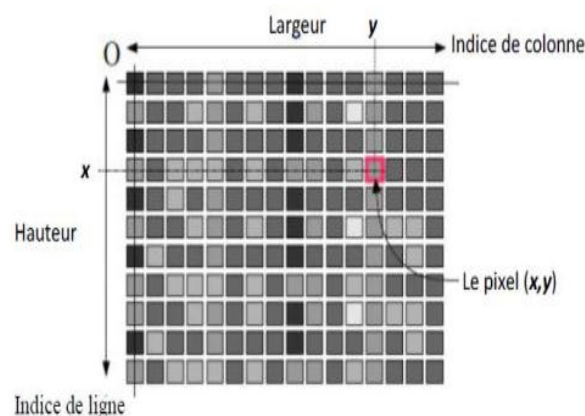


Figure 2.1 : Représentation d'image numérique [21].

2.3 Caractéristiques d'images

L'image est un ensemble d'informations caractérisée par les paramètres suivants [21] :

a. Pixel

C'est le plus petit point d'une l'image. Si le bit est la petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le petit élément que peuvent manipuler les logiciels d'affichage ou d'impression.

Une image en niveau de gris est représentée par 1 octet, alors que pour une image couleur, un pixel est représenté sur 3 octets, dont chacun représente 1 couleur : Rouge, Vert, Bleu (RVB).

b. Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se représente sous forme d'une matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de ligne multiplié par le nombre de colonne donne le nombre total des pixels dans une image

c. Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails qu'on peut avoir sur un moniteur ou une imprimante. Sur le moniteur d'ordinateur, la résolution est exprimé au nombre de pixel par unité de mesure (le pouce ou le centimètre).

d. Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins Il provient de l'éclairage, du dispositif optique et électronique du capteur.

Le bruit peut affecter l'image de différentes façons, on obtient plusieurs sortes de bruit : Additif, multiplicatif, convolutif.

e. Texture

Une texture est une région dans une image numérique qui a des caractéristiques homogènes. Ces caractéristiques sont par exemple un motif basique qui se répète. La texture est composée de « Texel », l'équivalent des pixels.

f. Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations.

g. Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie comme le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface, par l'aire apparente de cette surface, on l'appelle aussi brillance.

Les images ayant une bonne luminance se caractérise par :

- Des images lumineuses.
- Un bon contraste.
- L'absence de parasites.

h. Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones dans l'image.

i. Contour

Un contour est une brusque variation de niveau de gris dans une image, on peut caractériser cette variation par son amplitude et sa pente.

Dans l'approche frontière (contour), on considère que les primitives sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents, ou bien des régions de texture différente (figure 2.2).



Figure 2.2 : Le Contour d'une image [21].

Les différents types de contours sont (figure 2.3) :

- Marche d'escalier : le contour est net.
- Rampe : le contour est plus flou.
- Toit : il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme.

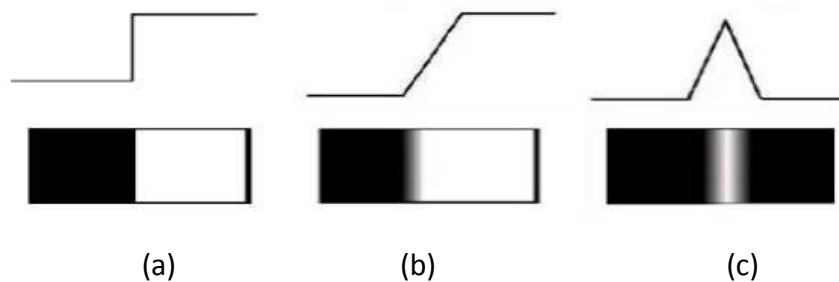


Figure 2.3 : Les différents types de contour

(a) marche d'escalier, (b) Rampe, (c)Toit [21].

j. Région

C'est un ensemble connexe de pixels. Les méthodes par classification ont pour but de partitionner les images en plusieurs classes ou régions.

2.4 Différents types d'images

On distingue trois types d'images :

- Binaire.
- En niveaux de gris (Monochrome).
- En couleur.

2.4.1 Images binaires

Les images binaires ou bichromes sont les plus simples. Ce sont des images dont les pixels ne peuvent avoir que la valeur 0 ou 1. Le zéro correspond à un pixel noir et 1 correspond à un pixel blanc. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit.

2.4.2 Image aux niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La valeur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255.

Chaque pixel est représenté par 1 octet (8 bits).

2.5 Définition de traitement d'image numérique

On désigne par traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer ou extraire des informations.

Un système de traitement numérique d'images (Figure 2.4) est composé de :



Figure 2.4 : Schéma synoptique du système de traitement d'image numérique.

Dans ce système, l'étape de segmentation s'intéresse à l'extraire des informations nécessaires dans l'image.

2.6 Définition de la segmentation

La segmentation d'image est une étape importante dans le traitement d'image et de la vision par ordinateur. Son but consiste à mettre en évidence les régions d'intérêt qui nécessitent une certaine précision pour une meilleure interprétation.

2.7 Différentes approches

Pour subdiviser une image en régions distincts, deux grandes approches sont utilisées : l'approche basée région et l'approche basée contour.

La segmentation par régions caractérise l'image à partir de l'homogénéité des régions qui la composent, tandis que la segmentation par contours délimite les différentes régions par leurs frontières.

Ces deux approches sont duales car une région définit une ligne sur son contour et une ligne fermée définit une région intérieure.

2.7.1 Approche région

L'approche région fusionne directement les pixels et les régions voisines ayant une certaine propriété commune. L'ensemble final des régions fusionnées de pixels, constitue l'image segmentée. Les méthodes basées segmentation en région les plus connues sont celles qui procèdent par croissance de régions ou par division/fusion de régions [22].

2.7.2 Approche contour

Cette approche s'intéresse essentiellement aux contours (frontières) des régions. Ces contours sont les lieux de variation significative du niveau de gris par rapport aux pixels adjacents [22].

2.7.3 Approches hybrides

Dans le domaine de la segmentation, plusieurs approches agissent de manière différente et utilisent des attributs différents. Dans certains cas, le choix de la méthode n'est pas évident et les paramètres à utiliser peuvent être nombreux.

De plus chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation suivant le problème à résoudre. Le but des méthodes hybrides est de faire coopérer des méthodes régions et contours pour utiliser les avantages des unes pour résoudre les lacunes des autres [23].

2.8 Segmentation coopérative

2.8.1 Définition

La segmentation coopérative est une méthode permettant d'obtenir à partir de deux méthodes de segmentation compatibles, une segmentation permettant l'extraction de plusieurs types de primitives ou d'informations (le gradient, écart type). Elle combine les avantages de chacune prise séparément :

- La précision et la rapidité pour la segmentation contour.
- La fermeture des frontières et la densité de l'information à extraire pour la segmentation en région [21].

2.8.2 Différents types de la segmentation coopérative [21]

a. Coopération séquentielle :

Le principe général de la coopération séquentielle est que l'une des techniques, par région ou par contour est exécutée en premier lieu. Puis son résultat est exploité par la deuxième approche (Figure 2.5).

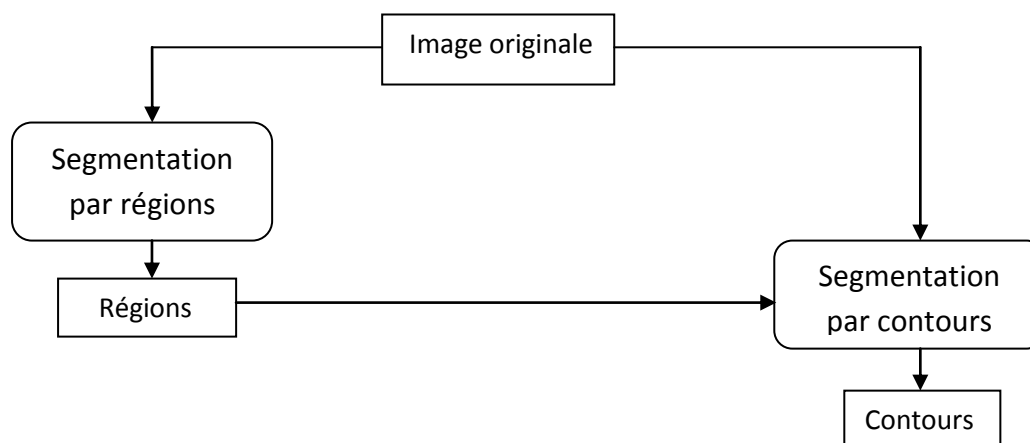


Figure2.5 : La coopération séquentielle.

b. Coopération des résultats :

Dans la coopération des résultats, les deux types de segmentation sont réalisés d'une façon parallèle et indépendante. Ils seront intégrés dans le but d'atteindre une meilleure segmentation que celle obtenue par une seule des techniques (Figure 2.6).

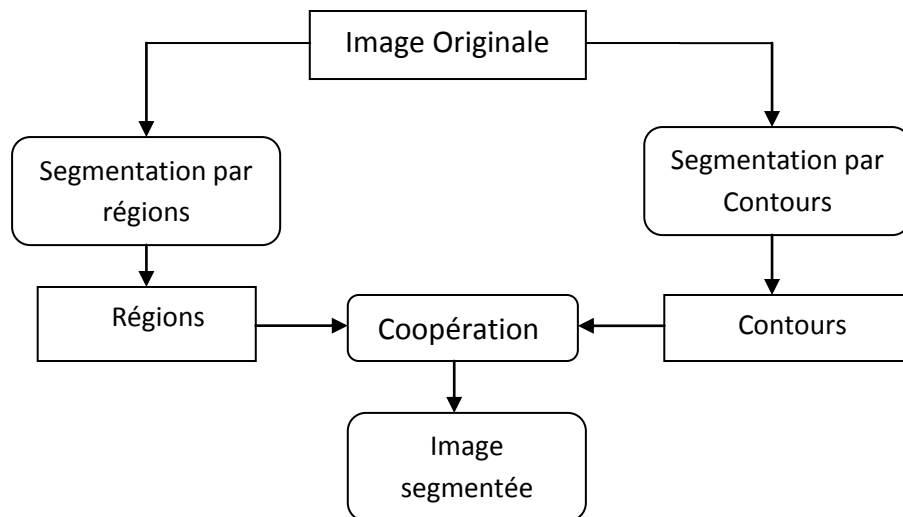


Figure2.6:La coopération des résultats.

c. Coopération mutuelle :

Dans l'approche de coopération mutuelle, les différentes techniques de segmentation sont exécutées en parallèle, tout en échangeant mutuellement des informations (Figure 2.7).

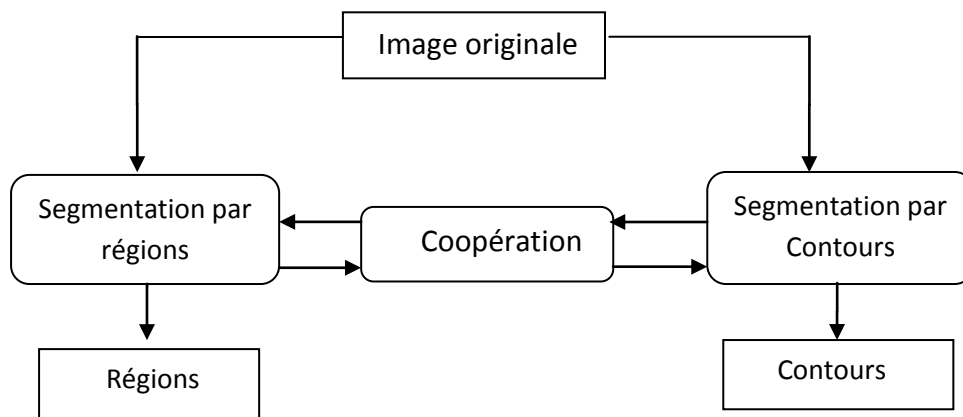


Figure2.7 : La coopération mutuelle.

Dans le domaine médical, la segmentation est une étape importante dans la chaîne de traitement d'image. Nous citerons les différentes approches de la segmentation de l'AVC qui peut être considérée comme un domaine important dans la recherche clinique.

2.9 Etat de l'art

D'après les recherches bibliographiques plusieurs travaux ont été faits dans le cadre de la segmentation de l'infarctus cérébral ou AVC en général.

Notre recherche bibliographique à été faite pour la période allant de 1995 à 2015. Nous présentons les différentes méthodes qui été proposées par la communauté scientifique.

✚ **Vemuri et al (1995) [24]** : a utilisé l'algorithme de K-Means pour la segmentation des différents tissus cérébraux. Néanmoins, certains inconvénients de K-Means sont toujours présents : une grande sensibilité à l'initialisation et l'indication préalable du nombre de clusters. Il est important de noter que le FCM est hautement sensible à la présence de bruit.

✚ **Blonda et al (1996) [25]**: est le premier qui introduit une méthode de segmentation basée sur la théorie des ensembles flous dans les réseaux de neurones pour la segmentation des tissus cérébrales et des lésions de SEP (Sclérose en plaque).

Afin de calculer le volume de la lésion extraite. L'algorithme proposé permet une mesure rapide, fiable, cohérente et hautement reproductible du volume de la région extraite à partir d'images IRM.

✚ **F. Salzenstein and W. Pieczynski (1997) [26]**: ont proposé de faire une segmentation des tissus cérébraux en utilisant les MRF (Markov Random Fields) et le critère du maximum à posteriori (MAP). Ils ont également pris soin au préalable, de lisser l'image avec le filtre de diffusion anisotrope, afin d'affiner la discrimination des différents tissus cérébraux. Ils ont réussi à segmenter différents types de tissus cérébraux de manière objective.

✚ **Xu et al (1997) [27]**: a proposé un modèle déformable dérivé du modèle GVF (Gradient Vector Flow) pour segmenter les lésions cérébrales sur des images pondérées en T1. Le modèle permet d'isoler la lésion coupe par coupe, sans prise en compte de l'aspect tridimensionnel des données.

Les performances de l'algorithme sont évaluées par le calcul du taux de recouvrement entre la segmentation obtenue, et d'une segmentation experte. Les différents cas de tissus présentés sont correctement détectés. Cependant, les cas d'études semblent se limiter aux tissus particulièrement homogènes, et l'application d'une telle méthode aux tissus hétérogènes s'avère délicate.

- ✚ **Germond (2000)** [28] : l'espace échelle pour la segmentation des différents tissus du cerveau (matière blanche et matière grise). La méthode espace-échelle a montré son efficacité pour la segmentation des structures anatomiques particulières et de fournir des contours ou surface fermée et son inconvénients majeur est la génération des faux contours.
- ✚ **Bocioaca et al (2000)** [29] : ont développé la technique de segmentation proposée par Stokking (2000). Ils ont créé un logiciel d'extraction semi-automatique du cerveau en IRM basé sur plusieurs opérateurs morphologiques. La méthode de Stokking est basée sur une technique de segmentation automatique du cerveau en se basant sur le gradient morphologique. L'inconvénient majeur de cette technique est très sensible à de faibles variations de contour.
- ✚ **Bueno et al (2000)** [30] : ont proposé une segmentation en trois dimensions basée sur la ligne de partage des eaux pour les structures internes du cerveau. Elle corrige le problème de la sur-segmentation en proposant un algorithme de post-traitement qui permet de fusionner les régions similaires.
- ✚ **Hahn et al (2000)** [31]: propose d'utiliser la méthode de ligne partage des eaux pour segmenter le cerveau (modalité IRM pondérée en T1). Hahn utilise la supposition d'une connexité totale de la matière blanche et le remplissage préliminaire de bassins versants. Ce genre d'approche peut également être combiné à un modèle déformable afin d'obtenir des résultats plus fiables.

- ✚ **Hojjatoleslami et F. Kruggel (2001)** [32]: proposent des méthodes fondées sur la croissance de région. Elles permettent aussi bien la segmentation de structures saines que la segmentation de structures pathologiques. Ils ont utilisés cette méthode pour la segmentation les lésions cérébrales. Son critère de croissance est basé sur une mesure de contraste.
- ✚ **Bailllard et al (2001)** [33]: ont proposé une segmentation du cerveau basée sur l'évolution du contour par lignes de niveaux (Level Set). C'est une méthode flexible qui permet la segmentation de plusieurs types de tissu, mais avec un temps d'exécution long. Comme perspectives, ils proposent de travailler sur les différents filtres locaux, qui mènent aux indicateurs supplémentaires, pour la segmentation par contour.
- ✚ **Sophie et Capelle (2002)** [34]: ont proposé une méthode originale de segmentation des IRM cérébraux multi-échos fondée sur la théorie en évidence. Ils sont combinés entre deux méthodes, la classification pour extraire les différentes régions dans le cerveau et le contour actif pour localiser les différentes tumeurs. Afin de calculer les volumes tumoraux dans la phase de post-traitement.
- ✚ **Han et al (2003)** [35]: proposent la méthode des lignes de niveaux (Level Set). Cette méthode permet de respecter les contraintes topologiques du modèle initial. Elle est utilisée pour localiser les différentes structures dans le cerveau (ex : cortex). Cette méthode comporte certains avantages : la topologie est flexible et les paramètres sont indépendants. Elle donne un bon résultat de contour d'un objet.
- ✚ **Kim et al (2004)** [36]: proposent d'utiliser un schéma classique de snake avec un seuillage de l'histogramme et des opérations de morphologie mathématique pour l'extraction de cerveau dans les IRM. Cette méthode est très simple et donne un bon résultat de segmentation du cerveau.
- ✚ **Huang et al (2006)** [37]: ont présenté une méthode automatique pour l'extraction du cortex du cerveau à partir des images IRM (pondéré en T1) en combinant contours géodésique et algorithme EM.

Cet algorithme est basé sur deux étapes :

Dans la première étape, ils estiment les tissus (matière grise et matière blanche) pour initialiser le contour géodésique et ensuite dans une étape de post-traitement afin d'affiner les résultats.

✚ **S.Moussa et al (2007)** [38]: proposent une modèle de segmentation coopérative entre FCM (Fuzzy C-Means) et PCM (possibilitic C-means) pour segmenter les structures cérébrales (matière grise, matière blanche, liquide céphalorachidien .etc..). La méthode FCM est très puissante, mais ses algorithmes dérivés souffrent de plusieurs inconvénients :

- Les points ambigus (pixels) peuvent avoir des valeurs d'appartenance élevées et ils peuvent affecter de façon significative l'estimation des centres des classes.

- La position des centres des classes.

La combinaison entre FCM et PCM permet aboutir à une convergence plus rapide de l'algorithme et une segmentation beaucoup plus performance (avantage).

✚ **Shen S et al (2008)** [39] : ont procédé à la segmentation de lésions dues à des infarctus en utilisant une méthode de segmentation non supervisée FCM (Fuzzy c-means). Cette méthode a donné de bons résultats par rapport à la segmentation, la localisation et le calcul du volume de lésion, à condition que la tumeur apparaisse dans au moins trois coupes.

✚ **Zouaoui Hakima (2008)** [40] : a appliqué une architecture de coopération entre FCM et PCM pour la segmentation d'images IRM cérébrales. Le grand avantage de ces méthodes par rapport à la classification pures est de graduer l'appartenance des points aux différences classes. Cette coopération permet de pallier aux problèmes rencontrés par l'utilisation d'un seul algorithme.

✚ **Ahmed et al (2008)** [41] : se sont intéressés à la segmentation des tumeurs cérébrales dans le cas d'images IRM bruitées. Ils ont combiné entre la classification par K-means et le filtre de diffusion anisotropique pour améliorer la qualité de l'image cérébrale. Ils sont parvenus à des résultats intéressants.

✚ **Meriem Hacini (2009)** [42] : a proposé une méthode segmentation des images IRM cérébrales en appliquant un filtre anisotrope comme prétraitement et la méthode de Level set comme segmentation. Comme résultat le filtre a bien lissé les images pour faciliter le mouvement du contour initial de level Set lors de la segmentation, ce qui a donné un résultat satisfaisant, du fait que les tumeurs sont localisées et les contours sont aussi conservés.

✚ **Yohan Attal (2012)** [43] : a développé une technique de segmentation automatique à la phase aigue de l'infarctus cérébral (moins de 6 heures après la survenue des premiers symptômes). La méthode est basée sur des critères d'intensités des images, avec une mise en œuvre faisant appel à l'algorithme EM (Expectation- Maximization).

L'algorithme EM est l'un des algorithmes les plus utilisés, pour l'estimation de densité d'un ensemble de manière non supervisée.

✚ **Feng et al (2015)** [44] : remportent le premier classement dans « Ischemic Stroke Lesion Segmentation Challenge », ils ont utilisé une méthode automatique de FCM pour segmentation la lésion ischémique dans les images multi-spectrales (DWI, T1-w, T2-w et le FLAIR).

Discussion

Au cours de notre recherche bibliographique, nous avons trouvé plusieurs méthodes de segmentation. Ces méthodes sont basées soit sur un outil mathématique ou bien la coopération entre deux ou plusieurs outils, pour classifier les différents tissus du cerveau et localiser les lésions cérébrales.

A partir de notre étude sur les avantages et les inconvénients de chaque méthode, nous proposons dans notre travail, de combiner séquentiellement deux méthodes de segmentation : FCM (Fuzzy C-Means) pour classifier les différentes régions et Level Set pour localiser la pathologie que nous avons étudiée soit l'AVC.

2.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présentés les notions de base de traitement d'image et les différentes méthodes dédiées à la classification et à la segmentation des structures cérébrales.

Les méthodes de la segmentation non supervisées sont les plus utilisées pour les approches régions.

Les méthodes paramétriques (les snakes) et les modèles géométriques (les level-sets) sont les plus utilisées pour les approches contours.

La méthode de ligne partage des eaux (watershed) est utilisée pour l'approche structurelle.

La figure (2.8) suivante représente les différentes méthodes de la segmentation :

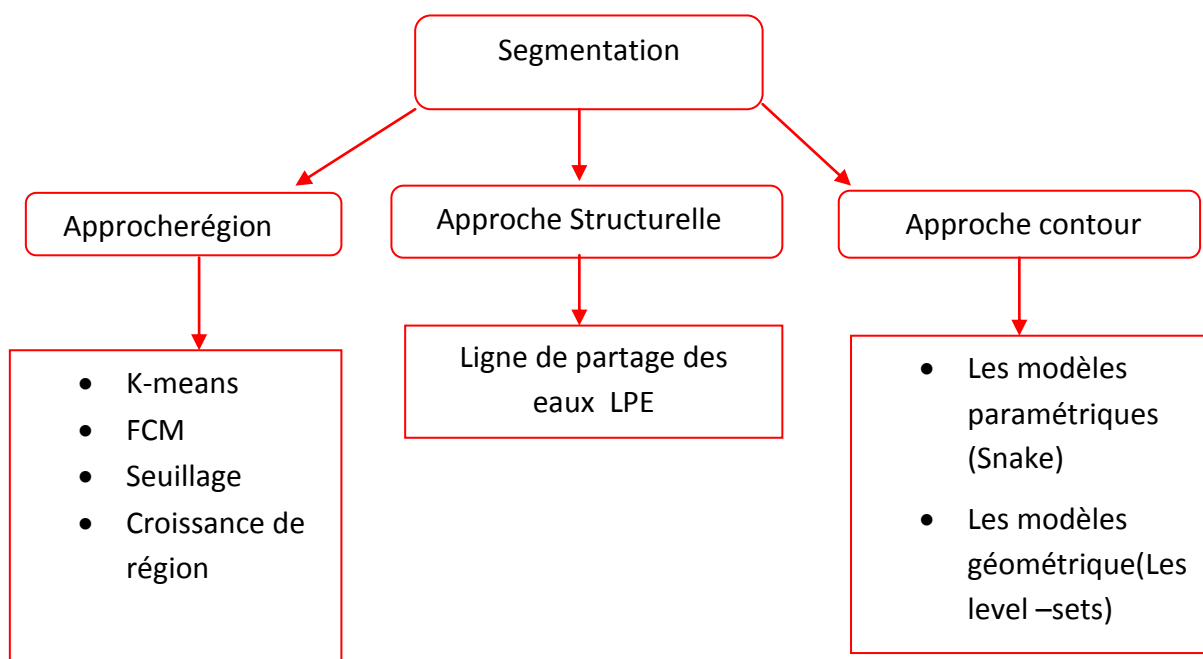


Figure 2.8 : Classification des différentes méthodes de segmentation.

Dans le chapitre suivant, nous introduisant les étapes de notre travail qui est basé sur la segmentation coopérative entre FCM et Level Set.

3.1 Introduction

La segmentation des structures anatomiques et des lésions cérébrales est une tâche particulièrement importante en analyse d'image médicale.

Dans ce troisième chapitre, nous introduisons le but de la segmentation d'images cérébrales et l'apport qu'apporte la segmentation automatique dans le domaine médical. Nous présentons notre méthode coopérative séquentielle entre deux approches (région-contour) pour la segmentation de l'infarctus cérébral.

Dans la première partie, nous avons utilisé la méthode FCM pour classifier les différents tissus dans le cerveau. Le contour de la classe correspondant à l'AVC servira à initialiser de contour pour la seconde méthode. Dans la deuxième partie nous avons généré la méthode de contour actif géométrique (Level Set) pour localiser la région activée.

3.2 Schéma synoptique de la méthode proposée

Le schéma synoptique de la figure 3.1 donne les étapes de notre travail :

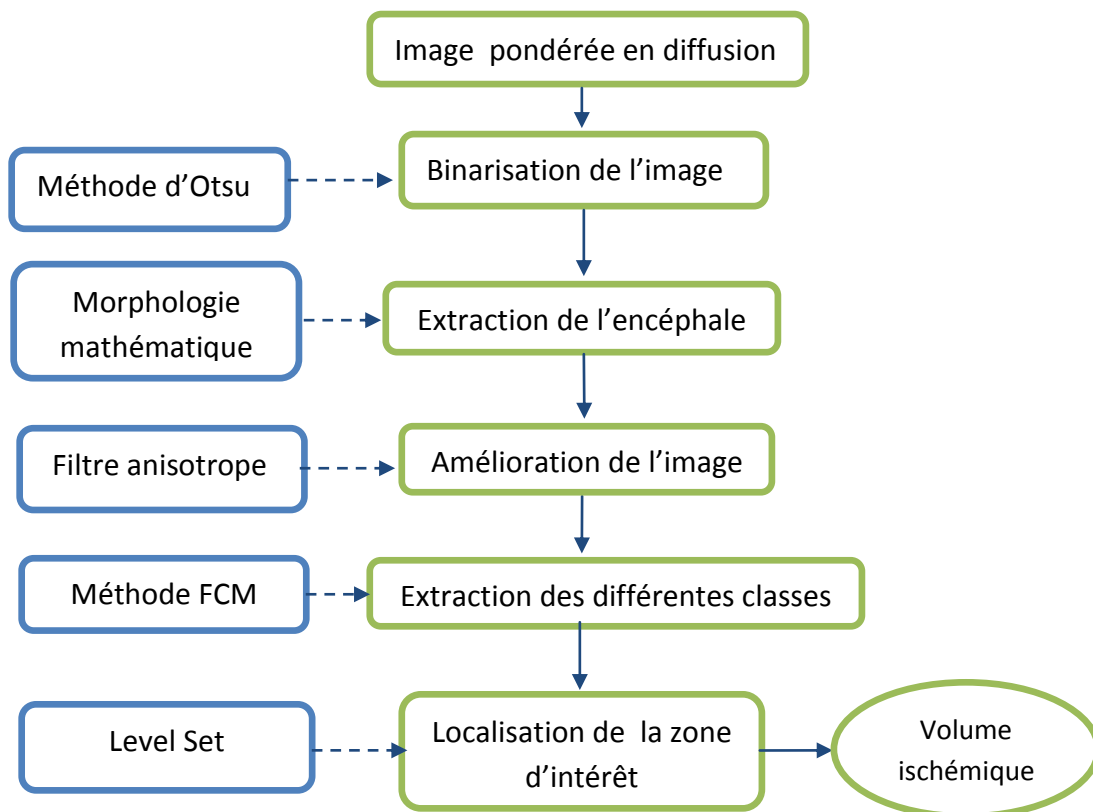


Figure 3.1: Schéma synoptique des différentes étapes de l'algorithme proposé.

Dans ce qui suit, nous allons expliquer les différentes étapes de l'algorithme.

3.3 Acquisition

L'acquisition permet d'obtenir des images bidimensionnelles. La qualité des coupes dépend grandement du matériel utilisé (scanner, IRMetc.).

Dans notre travail, nous avons traité des images IRM acquises au centre d'imagerie du Dr.M. Lekhal à Blida. Elles sont codées dans le format DICOM (Digital Imaging And Communication in Médecine) de dimensions 256×256 . Les coupes obtenues sont des coupes axiales pondérées en diffusion.

3.3.1 Format DICOM

Le format DICOM ((Digital Imaging And Communication in Médecine) est un fichier utilisé par la plupart des fabricants de matériel d'imagerie médicale.

Le dossier du format DICOM contient des images et des données démographiques (nom et numéro du patient, âge et sexe) et des informations relatives à l'examen (date, heure, paramètres techniques).

3.3.2 La conversion du format DICOM au format BMP

Pour faciliter l'exploration et l'analyse de nos images enregistrées sous format DICOM, nous les avons convertis au format BMP par une version du logiciel « DICOM Converter » qui permet de préserver la qualité de l'image initiale pour les prochains traitements.

3.4 Prétraitement des images

Cette phase a lieu juste après l'acquisition des images. Cette étape est nécessaire, car elle permet d'extraire l'encéphale pour ne garder que l'information utile, d'améliorer la qualité des coupes, et d'éliminer le bruit qui provient des conditions d'acquisition. Dans cette étape, nous avons :

- Binarisé l'image originale par la méthode d'Otsu puis appliqué des opérations morphologiques pour éliminer l'encéphale.
- Appliqué le filtre anisotrope pour améliorer la qualité des images.

3.4.1 Extraction de l'encéphale

Un grand nombre d'algorithmes de segmentation principalement ceux orientés régions, nécessite l'extraction de l'encéphale dans la phase de prétraitement car celui-ci peut induire à des erreurs de segmentation puisque son niveau de gris peut être proche de celui d'une classe. Pour extraire ce dernier nous avons appliqué les étapes suivantes :

a. Binarisation

La binarisation est une opération qui produit deux classes de pixels en général. Elles sont représentées par des pixels noirs et des pixels blancs. Dans notre travail, nous avons utilisé la méthode d'Otsu.

La méthode d'Otsu est une méthode de segmentation par seuillage automatique. Le seuil est calculé en se basant sur l'histogramme de l'image. Elle repose sur la sélection d'un minimum entre deux pixels. Elle permet de trouver un seuil qui minimise la variance intra-classes pondérée (σ_{ω}^2).

b. Opérateurs morphologiques [45]

Les opérateurs morphologiques sont des filtres non-linéaires qui peuvent s'appliquer tant aux images binaires qu'aux images en niveaux de gris.

L'origine de la morphologie mathématique remonte à une étude de la géométrie des grains au milieu des années soixante en France au laboratoire de l'école des Mines de Paris.

Pour notre part, nous avons appliqués 4 opérations morphologiques binaires de base : l'érosion, la dilatation, le remplissage des trous et l'étiquetage. Nous allons donc définir succinctement chacune de ces opérations.

➤ Définition de l'élément structurant

C'est un ensemble appliqué à une image d'étude. Un élément structurant (SE) en un point x signifie que son origine coïncide avec x . Il est repéré donc par son origine. Il définit une relation de voisinage et de connexité dans une image.

Un élément structurant peut être un segment (plan), un losange, un carré, un hexagone ou un cercle (figure 3.2).

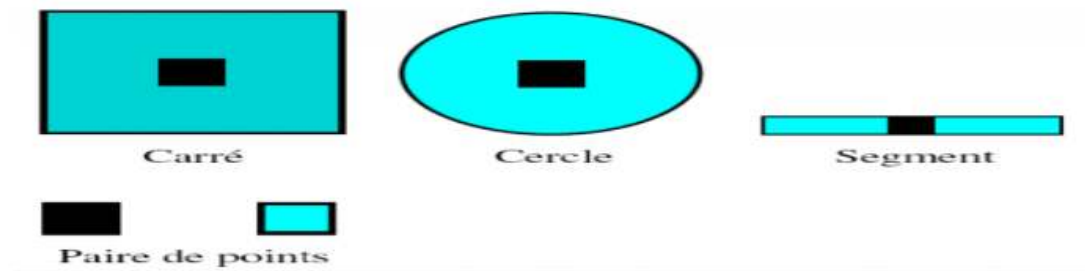


Figure 3.2: Quelques exemples d'éléments structurants [45].

➤ Erosion [20]

Cette méthode est basée sur le balayage de l'image avec un élément structurant de taille $(2n+1)*(2n+1)$. Le centre de l'élément structurant est placé sur le pixel courant. On effectue un ET logique sur les pixels voisins (figure 3.3).

- Si le résultat de l'opération est égal à 1 le pixel est conservé ;
- si le résultat est nul le pixel est mis à 0.

L'érosion d'une image I par l'élément structurant H est définie comme l'ensemble des pixels p de I tels que H centré en p (H_p) soit inclus dans I (equ 3.1) :

$$I \ominus H = \{p / H_p \subseteq I\} \quad (3.1)$$

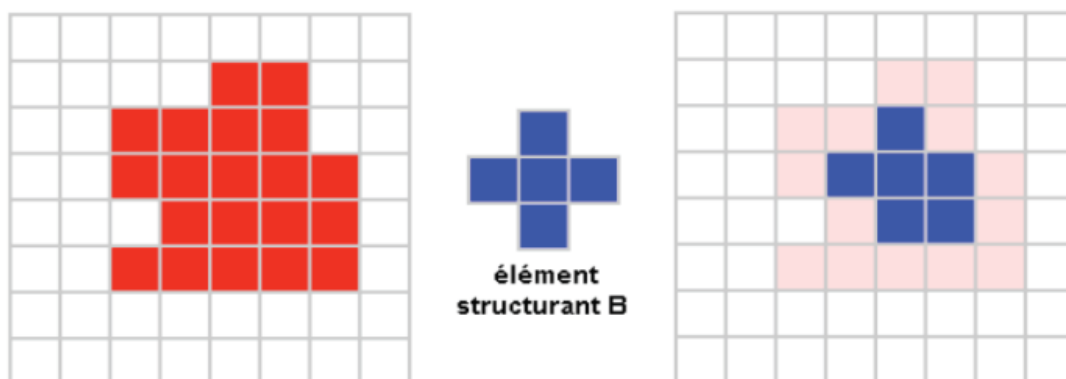


Figure 3.3 : Opération d'érosion [23].

➤ Dilatation [20]

Cette méthode est basée sur le balayage de l'image avec un élément structurant de taille $(2n+1)*(2n+1)$. Le centre de l'élément structurant est placé sur le pixel courant. Nous effectuons un OU logique sur les pixels voisins (figure 3.4).

- Si le résultat est égal à 1 le pixel est mis à 1;
- Si le résultat est égal à 0, le pixel est conservé.

La dilatation d'une image I par l'élément structurant H est définie comme l'ensemble des pixels p de I tels que H centré en p (H_p) rencontre I (equ 3.2) :

$$I \oplus H = \{p / H_p \cap I \neq \emptyset\} \quad (3.2)$$

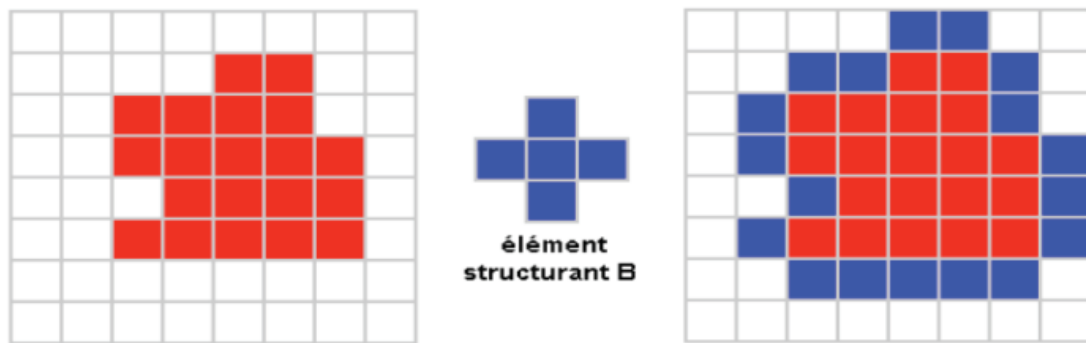


Figure 3.4: Opération de dilatation [23].

➤ Propriétés de la dilatation et de l'érosion [45]

Propriétés de l'érosion	Propriétés de dilatation
Elargie les chenaux et les trous.	Elargie les caps.
Supprime les caps étroits et les petits ilots.	Comble les chenaux et les étroits.
Peut transformer une presqu'île en île.	Peut souder deux formes proches.

Tableau 3.1 : Les différentes propriétés de la dilatation et l'érosion [45].

La figure (3.5) représente un exemple des deux méthodes précédentes.

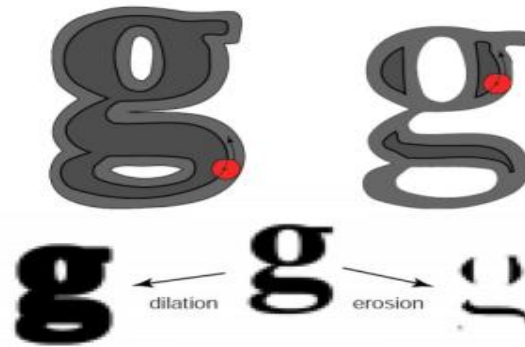


Figure 3.5 : Dilatation et érosion d'une image [15].

L'érosion est utile pour réduire les objets clairs de l'image, comme nous pouvons le voir sur la figure (3.5).

La dilatation est duale de l'érosion. Elle est utilisée pour augmenter les objets clairs des images, comme on peut l'observer dans la figure (3.5).

➤ Remplissage des trous (Filling holes)

Cette méthode permet de remplacer les pixels noirs à l'intérieur d'un objet blanc, par des pixels blancs. Cette opération permettra d'obtenir le masque du cerveau. (figure3.6) exemple de remplissage des trous.

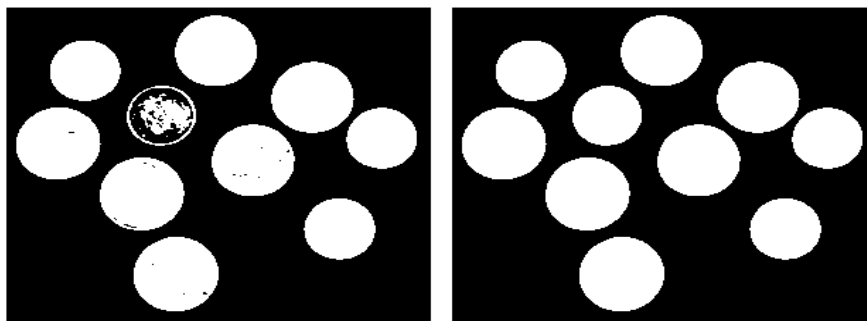


Figure 3.6 : Résultat de remplissage de trous.

➤ Etiquetage

Il consiste à faire l'identification des composantes connexes de l'image (binaire), c'est-à-dire cet algorithme consiste à assigner une étiquette différente, aux ensembles de pixels connectés entre eux. Une fois les régions étiquetées, on peut choisir celle qui correspond à l'objet recherché.

3.4.2 Elimination du bruit par le filtre anisotrope

a. Filtrage numérique

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitable pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités.

Le filtrage permet de réduire ces bruits. La condition d'un bon filtrage est d'atténuer le plus de bruit mais tout en préservant l'information utile.

Les filtres sont divisés en deux grandes catégories :

➤ Filtres linéaires

Les filtres linéaires transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Elle permet de supprimer le bruit dans l'image.

➤ Filtres non linéaires

Leur principe est le même que celui des filtres linéaires. Il s'agit de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence majeure est que cette fonction n'est plus linéaire (fonction quelconque).

Le filtre anisotrope est l'un des filtres non linéaires les plus utilisés pour les images IRM.

b. Diffusion isotrope

La diffusion isotrope utilise directement les équations de diffusion physique. Elle permet d'homogénéiser une image. En traitement d'image, la diffusion est basée sur la convolution de l'image avec une gaussienne d'écart type égale à $\sqrt{2t}$.

Le processus de diffusion isotrope tend à simplifier l'image initiale en réduisant progressivement les détails des petites structures jusqu'aux grandes, avec des contours de plus en plus flous au cours des différentes itérations, jusqu'à obtention d'une version constante.

Cet avantage est exploité pour débruiter des zones homogènes. La méthode de diffusion isotrope présente plusieurs inconvénients :

- Elle lisse les discontinuités de niveau de gris marquant les transitions entre les régions, ce qui baisse le contraste et donne un effet de flou dominant sur toute image.
- Le choix de l'écart type pour le noyau gaussien doit être adaptatif selon la région traitée.
- Le filtrage par diffusion isotrope provoque la délocalisation des contours marquant les objets à différentes échelles.

Pour résoudre les problèmes issus d'une diffusion isotrope, Perona et Malik ont proposé la diffusion anisotrope, basée sur l'équation de la chaleur.

c. Diffusion anisotrope

La diffusion anisotrope permet de modifier les équations de diffusion de la chaleur, pour une élimination efficace du bruit, et la simplification de l'image, avec un rehaussement des contours.

d. Définition de l'équation de la chaleur

La diffusion de la chaleur est considérée comme l'une des premières idées qui permet d'établir une analogie entre l'amélioration de la qualité d'image et un phénomène physique. Dans un matériau, la chaleur diffuse d'un point à un autre, de proche en proche. On peut imaginer faire diffuser le niveau de gris pixel par pixel.

Ainsi, les irrégularités des niveaux de gris diminueront, et l'on retrouvera un niveau de gris plus uniforme.

e. Modèle de Perona et Malik

Perona et Malik ont proposé de modifier l'équation de diffusion, pour obtenir la diffusion anisotrope, en remplaçant la diffusion linéaire par une diffusion non linéaire, en vue :

- d'une homogénéisation maximale de l'image en réduisant le bruit,
- puis d'une diffusion minimale au niveau des contours et la suppression du flou introduit par la diffusion linéaire.

Le coefficient de diffusion constant de l'équation de la chaleur est remplacé par une fonction de diffusion qui est fonction du gradient, pour permettre l'adaptation de la diffusion selon la zone considérée.

Le modèle proposé est le suivant :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \nabla u(x, y, t)) \quad (3.3)$$

Avec les conditions initiales suivantes (equ 3.4) :

$$u(x, y, 0) = u_0(x, y) \quad (3.4)$$

$c(x, y, t)$ est la conductivité de la chaleur.

Perona et Malik proposent deux fonctions satisfaisant les deux derniers critères (equ 3.5 et 3.6) :

$$1. \quad g_1(|\nabla u|) = e^{-\left(\frac{|\nabla u|}{k}\right)^2} \quad (3.5)$$

$$2. \quad g_2(|\nabla u|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla u|}{k}\right)^2} \quad (3.6)$$

Où ∇ représente le gradient par rapport aux variables spatiales.

K est un facteur d'échelle pour l'amplitude du gradient (seuil de diffusion).

- Si $|\nabla_u| < K$, le pixel considéré est dans la zone homogène, la diffusion est importante.
- Si $|\nabla_u| > k$, le pixel considéré est sur un contour, la diffusion est faible.

3.5 Segmentation des images l'IRM cérébrales

La segmentation précise et robuste du tissu cérébral étudié par IRM est une question très importante dans beaucoup d'applications et en particulier dans l'étude de certains désordres du cerveau.

Une segmentation du tissu cérébral consiste à séparer les différents tissus pathologiques, tels que la tumeur, les lésions ainsi que les tissus normaux tels que la matière grise, la matière blanche et le liquide céphalo-rachidien.

Il y a trois approches de segmentations : la segmentation orientée régions, la segmentation orientée objet et la segmentation hybride.

3.5.1 Segmentation cérébrale orientée régions

Les approches de segmentation régions visent à créer une partition de l'image en un ensemble de régions homogènes au sens d'un ou plusieurs critères. Plusieurs méthodes de segmentation en régions sont proposées, mais dans notre cas, nous nous sommes intéressés à une méthode de segmentation non supervisée qui est la classification floue.

➤ Méthodes non supervisées (automatique)

La méthode de classification non supervisée a pour but de retrouver des partitions d'un ensemble d'individus, en fonction de critères de leur vecteur d'attributs, dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour une segmentation sans connaissances a priori sur l'image [46].

➤ Segmentation par classification floue FCM (Fuzzy C-Means)

Fuzzy C-Means est un algorithme de classification non supervisée floue. Il introduit la notion d'ensembles flous dans la définition de classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque classe (cluster) avec un certain degré. Il utilise un critère de minimisation des distances intra-classes et maximisation des distances interclasses [46].

Cet algorithme est basé sur la recherche des valeurs prises par les centroïdes des classes et par les degrés d'appartenance des pixels à ces classes.

Il consiste à minimiser la fonction objective suivante :

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (3.7)$$

Avec :

c : le nombre de classe.

N : nombre de points à traiter.

d : la distance euclidienne.

U_{ik} : Le degré d'appartenance du pixel k à la classe i tel que : $U_{ik} \leq 1$ et $\sum_{i=1}^c U_{ik} = 1$.

m : le degré de flou (<1).

L'algorithme suivant montre les étapes de FCM :

1. Initialisation des paramètres :
 - Nombre de classes.
 - Degré de flou.
 - ϵ (Seuil représentant l'erreur de convergence).
2. Initialiser la matrice de degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle [0,1].
3. Mettre à jour le prototype V par la relation (3.9), Calculer J (V, U, X) par la relation (3.7).
4. mettre à jour la matrice degrés d'appartenance par la relation (3.8). Calculer la fonction objective J (V, U, X) par (3.7).
5. Répéter les étapes étape 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui s'écrit :

$$U^{ancien} - U^{nouveau} < \epsilon$$

La relation de la matrice de degré d'appartenance U s'exprime par la relation suivante :

$$U_{ik} = \frac{(d(x_k, v_i))^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c (d(x_k, v_j))^{\frac{2}{m-1}}} \quad (3.8)$$

La relation du la matrice prototype V s'exprime par la relation suivante :

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n U_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n U_{ik}^m} \quad (3.9)$$

3.5.2 Segmentation cérébrale orientée contours

Les approches orientés contours s'intéressent aux discontinuités des images afin de déterminer les contours des régions.

a. Segmentation par modèles déformables

Les modèles déformables ou contours actifs ont été initialement décrits par Kass, Witkins et Terzopolous (1987) pour extraire les objets d'intérêt dans une image. Un modèle de contour actif est formé d'un enchainement de points mobiles, répartis sur une courbe en deux dimensions.

Leur principe est basé sur l'évolution d'une courbe initiale sous forme de rectangle, cercle, sphère... vers les frontières d'un objet d'intérêt (figure3.7).

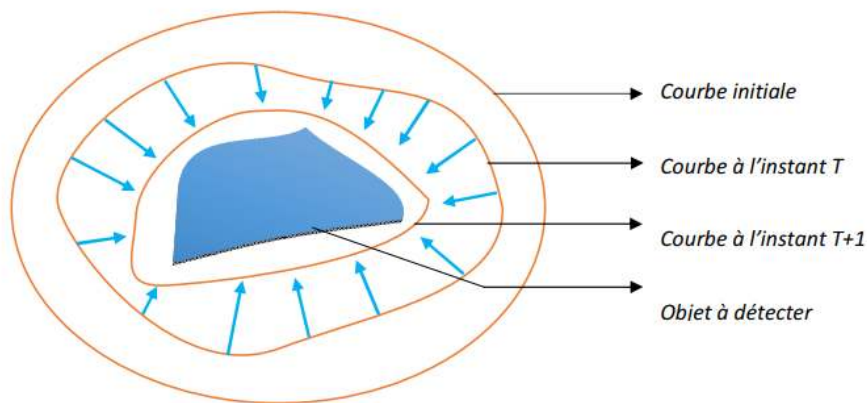


Figure3.7 : Principe des contours actifs [47].

b. Modèle Des Courbes De Niveaux (Level Set)

Casselles et coll ont introduit un modèle géométrique de contours actifs, formulé par des équations aux dérivées partielles d'évolution des courbes. Chaque point de la courbe se déplace dans la direction de son vecteur normal à une vitesse proportionnelle à la courbure (equ 3.10) [48].

$$F = -g(|\nabla I|)(c + \varepsilon k) \quad (3.10)$$

Où g est une fonction décroissante qui ralentit le contour dans les zones de fort gradient, c est une force d'expansion du contour, k est la courbure locale du gradient et ε est un facteur de pondération.

La méthode des ensembles de niveaux (Level Sets en anglais), introduite par Osher et Sethian en 1996 est une technique établie pour représenter des courbes en mouvement en deux dimensions ou plus.

Les Levels Sets sont connus sous le nom de modèles géométriques déformables. Leurs applications sont multiples, en particulier la segmentation. Introduits par Osher et Sethian en 1988, Ils permettent d'intégrer les changements topologiques naturellement.

Les Levels Sets consistent à représenter une courbe C implicite comme le niveau zéro d'une certaine fonction de niveau de dimension supérieure. Le mouvement de la courbe se traduit alors en une évolution de la fonction de niveaux selon une EDP (équation aux dérivées partielles).

c. Principe de la méthode Level Set

Le principe des ensembles de niveau est inspiré de la propagation des courbes subissant une force normale. Pour étudier l'évolution de la courbe C , on utilise uniquement des mesures géométriques (normale à la courbe, courbure,...) et non pas des quantités dépendant de paramètres.

Formalisation :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = v(C, s, t) \cdot \vec{N} \quad (3.11)$$

Avec:

$C(s, 0) = C_0(s)$, la courbe initiale.

$v(C, s, t) \cdot \vec{N}$, caractérise la vitesse d'évolution de la courbe.

La courbe doit se déformer selon deux types :

- La déformation selon la courbure est donnée par l'équation :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \alpha K \vec{N} \quad (3.12)$$

Où K est la courbure, et α est une constante positive.

- Pour une déformation constante, l'équation de d'évolution est donnée par l'équation:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = V_0 \cdot \vec{N} \quad (3.13)$$

Ou V_0 est un coefficient donnant la vitesse et la direction de la déformation.

La méthode de level set est basée sur deux étapes :

- Initialisation de la courbe.
- Evolution de la courbe.

d. Initialisation de la courbe

La formulation variationnelle permet d'éliminer complètement le procédé de la réinitialisation. La fonction φ est initialisée comme une fonction de distance signée.

Pour initialiser la fonction φ peut être définie comme suit (equ 3.14) :

$$\varphi_0(x, y) = \begin{cases} -\rho & (x, y) \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ 0 & (x, y) \in \partial\Omega_0 \\ \rho & (x, y) \in \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (3.14)$$

Avec :

φ_0 : Le contour initial.

Ω_0 : Représente un sous ensemble dans le domaine Ω de l'image. L'ensemble des points sur les frontières de Ω_0 est noté $\partial\Omega_0$.

ρ : est fonction strictement positive, plus grande que ε (coefficient de la longueur pondérée).

Pour initialiser la courbe, on propose une fonction d'ensemble de niveau initiale qui est calculée à partir d'une région arbitraire Ω_0 dans l'image à traiter, on s'intéresse à l'extraction de la région d'intérêt (par exemple la tumeur, l'AVC....).

e. Evolution de la courbe

La courbe C évolue dans le plan (ox, oy) vers les frontières des objets à segmenter. La courbe peut évoluer de la manière suivante (figure 3.8) :

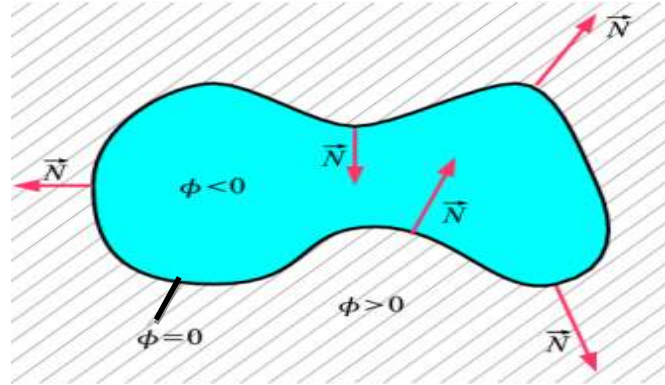


Figure 3.8: La représentation de la fonction distance φ signée au contour C [45].

Soit $\varphi(x, y, t)$ la fonction level Set et $s(x, y)$ est un pixel de l'image. Cette fonction est caractérisée par les propriétés suivantes :

$\varphi(x, y, t) > 0$ Si s est à l'extérieur de la courbe.

$\varphi(x, y, t) < 0$ Si s est à l'intérieur de la courbe.

$\varphi(x, y, t) = 0$ Si s est sur la courbe.

L'équation d'évolution de la fonction level set φ peut être écrite sous la forme générale suivante [Osher, 1988] :

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} + F|\nabla \varphi| = 0 \quad (3.15)$$

F est appelée la fonction de vitesse. Pour la segmentation d'image, cette fonction dépend des données d'image et de la fonction de Level Set φ .

Dans notre travail, nous avons opté pour la méthode de Chunming Li.

f. Modèle de Chunming Li [47]

Cette méthode a été introduite par Chunming Li en 2005. Chunming Li a proposé une nouvelle formulation variationnelle du Level Set qui force la fonction d'ensemble de niveau d'être proche d'une fonction de distance signée, et donc éliminer complètement le besoin du procédé coûteux de réinitialisation.

Pour atteindre cet objectif, il faut explicitement une énergie externe qui peut déplacer la courbe du level set de niveau zéro vers les limites de l'objet.

Soit I une image, et g la fonction indicatrice de bord définie par :

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma}^*|^2} \quad (3.16)$$

Où G est un noyau gaussien de variance σ , utilisé pour lisser l'image et réduire le bruit.

∇ : L'opérateur gradient qui montre les régions de contraste le plus élevé et le plus bas dans l'image.

σ L'écart type.

Chunming Li a proposé l'intégrale suivante :

$$p(\varphi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (\nabla \varphi - 1)^2 dx dy \quad (3.17)$$

L'énergie fonctionnelle totale est :

$$\varepsilon(\varphi) = \mu P(\varphi) + \varepsilon_{g,\lambda,\nu}(\varphi) \quad (3.18)$$

Où μ est un paramètre positif.

L'énergie externe $\varepsilon_{g,\lambda,\nu}$ entraîne le Level Set de niveau zéro vers les limites de l'objet, tandis que l'énergie interne $\mu P(\varphi)$ pénalise la déviation de φ à partir d'une fonction de distance signée au cours de son évolution.

L'énergie externe est donnée par :

$$\varepsilon_{g,\lambda,\nu}(\varphi) = \lambda L_g(\varphi) + \nu A_g(g) \quad (3.19)$$

Où $\lambda > 0$ et ν , sont des constantes, les deux termes $L_g(\varphi)$ et $A_g(\varphi)$ sont définis par :

$$L_g = \int_{\Omega} g \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy \quad (3.20)$$

Et

$$A_g(\varphi) = \int g H(-\varphi) dx dy \quad (3.21)$$

Où δ est la fonction unidimensionnelle de Dirac.

H est la fonction de Heaviside.

L_g : représente l'énergie pour calculer la longueur de la courbe du niveau zéro de φ ,

A_g : représente l'énergie fonctionnelle qui permet d'accélérer la courbe d'évolution.

Lorsque la fonction g est constante, cette fonctionnelle d'énergie est la surface de la région

$\Omega\varphi^- = \{(x, y) | \varphi(x, y) < 0\}$, elle peut être considérée comme la zone pondérée des $\Omega\varphi^-$.

Le coefficient ν de A_g peut être positif ou négative :

- Le coefficient ν prend la valeur positive, si le contour initial est placé à l'extérieur de l'objet de sorte que le contour puisse rétrécir plus rapidement.
- Le coefficient ν doit prendre une valeur négative pour accélérer l'expansion des contours.

Par calcul des variations, la première variation de la fonctionnelle ε peut être écrite comme suit (equ 3.22) :

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial \varphi} = -\mu \left[\Delta \varphi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right] - \lambda \delta(\varphi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu g \delta(\varphi) \quad (3.22)$$

Où ∇ est l'opérateur Laplacien.

La fonction φ qui minimise cette fonctionnelle répond à l'équation d'Euler-Lagrange $\frac{\partial \varepsilon}{\partial \varphi} = 0$.

Le processus de minimisation de la fonctionnelle ε est le flux de gradient suivant (equ 3.23):

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial t} = \mu \left[\Delta \varphi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right] - \lambda \delta(\varphi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu g \delta(\varphi) \quad (3.23)$$

Ce flux de gradient représente l'équation d'évolution de la fonction Level Set.

La fonction de Dirac $\delta(x)$ dans (3.23) est légèrement lissée par la fonction $\delta_\varepsilon(x)$ définie par :

$$\delta_\varepsilon(x) = \begin{cases} 0, & |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} \left[1 + \cos \left(\frac{\pi x}{\varepsilon} \right) \right], & |x| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (3.24)$$

Le deuxième et le troisième terme dans le côté droit de l'équation (3.23) correspondent au flux de gradient de la fonctionnelle d'énergie $\lambda L_g(\varphi)$, et $vA_g(\varphi)$, respectivement. Ils sont responsable de conduire la courbe du Level Set de niveau zéro vers les frontières de l'objet.

On pose le flux de gradient suivant (equ 3.25):

$$\Delta\varphi - \operatorname{div}\left(\frac{\Delta\varphi}{|\Delta\varphi|}\right) = \operatorname{div}\left[\left(1 - \frac{1}{|\Delta\varphi|}\right)\Delta\varphi\right] \quad (3.25)$$

Implémentation de l'algorithme de Level Set :

1. Entrer l'image originale et lui appliquer le noyau gaussien pour lisser et réduire le bruit.
2. Initialiser la fonction level set par le contour initial φ_0 . Utiliser pour cela l'équation (3.14).
3. Appliquer une énergie fonctionnelle (equation 3.18) pour faire évoluer la courbe.
4. Définir la fonction g comme un critère d'arrêt (equ 3.16).
5. Pour n=1 : N itérations.
6. Calculer la fonctionnelle d'énergie φ en utilisant l'équation (3.23), pour faire évoluer le contour vers les limites de l'objet jusqu'à ce que n=N itérations.
7. Fin du pour.

3.6 Coopération par classification FCM et Level Set

Dans notre travail, nous avons combiné deux méthodes de segmentation soit : les FCM et les level set, afin d'extraire les avantages de chaque méthode.

Dans la première partie, nous avons appliqué la méthode de classification floue FCM, qui permet de connaître les différentes régions constituant dans l'image cérébrale (classification des données d'une manière non supervisée). Le contour de la classe correspondant à la région d'intérêt servira d'initialisation au level set.

Dans la deuxième partie, nous avons fait évoluer le contour obtenu par FCM vers la frontière de la zone d'intérêt.

La coopération entre deux méthodes permet de résoudre le problème du choix du contour initial.

3.7 Récapitulatif de la méthode proposée

En résumé, pour réaliser notre algorithme nous avons suivi les étapes ci-dessous :

- L'étape initiale est la phase de prétraitement pour l'extraction de l'encéphale et l'élimination du bruit. Nous avons utilisé les méthodes morphologiques et le filtre anisotrope.
- Dans la phase de la segmentation nous avons appliqué les étapes suivantes :
 - Classification les différentes régions dans notre image.
 - Extraction de la zone active qui nous intéresse (infarctus cérébral).
 - Elimination des différentes structures normales.
- Initialisation du level set. Le contour initial correspond celui obtenu par la méthode FCM.
- Evolution du level set et visualisation du contour de l'objet.

3.8 Post-traitement

Dans cette étape, plusieurs travaux sont proposés pour calculer le volume ischémique.

Cette étape consiste à :

- Mesurer la surface d'AIC obtenue par la segmentation coopérative pour chaque coupe. Pour cela, nous avons compté le nombre de pixels noirs correspondant à l'AIC extrait.
- Multiplier la surface de l'AIC par l'épaisseur de la coupe et la moitié de l'espace inter-coupe.

La somme de la surface pour les différentes coupes permet d'obtenir le volume de l'AIC.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les étapes essentielles de notre algorithme pour l'extraction de l'AIC à partir d'images IRM cérébrales.

Nous avons appliqué un prétraitement en utilisant des opérateurs morphologiques et le filtre anisotrope afin d'extraire le bruit et d'améliorer la qualité des images acquises par IRM.

La phase de segmentation est une étape essentielle et importante pour étudier les différentes pathologies cérébrales. Nous nous sommes intéressés à une technique de classification automatique (FCM) combinée avec la méthode de contour actif géométrique (Level Set).

Dans la phase de post-traitement, nous avons mesuré le volume de notre zone d'intérêt soit l'AIC.

Dans le prochain chapitre, nous présenterons les différents résultats obtenus après chaque étape.

4.1 Introduction

Ce chapitre présente les résultats obtenus par la coopération entre les deux méthodes proposées, appliquées aux images IRM cérébrales. Ces résultats sont validés par notre partenaire médicale.

Pour réaliser ce travail, nous avons utilisé le logiciel Matlab.

4.2 Présentation du logiciel

4.2.1 Langage de programmation utilisé

Nos programmes ont été développés avec l'environnement MATLAB 7.8.0 (R2009B). Ce programme est exécuté sur PC DELL : Intel(R) Core (TM) i3-4005U CPU Family HD Graphics, 1.70 GHz, 4Go sous Windows 7 Professionnel.

4.2.2 Conception de Matlab

Matlab est un logiciel de calcul scientifique permettant de développer des solutions aux problèmes techniques. Il permet de réaliser le calcul numérique et le traçage graphiques pour visualiser et analyser les données. Matlab est associé à des boîtes à outils appelées toolbox permettant d'accéder à des fonctions spécifiques à un domaine d'application comme le traitement d'image.

Il contient des bibliothèques spécialisées (toolbox) qui répondent à des besoins spécifiques en :

- Analyse numérique.
- Traitement du signal.
- Traitement de l'image.
-

Matlab est un environnement informatique qui permet de faire des calculs mathématiques et numériques, et non un logiciel de calcul formel et symbolique comme Maple...

Matlab connaît un grand nombre d'opérations ou de fonctions mathématiques :

- Fonctions usuelles.
- Calcul matriciel.
- Fonctions plus spécifiques du signal (FFT).

En même temps, il est riche d'un grand nombre d'opérations qui touchent le traitement d'images :

- Lecture de différents formats d'images (JPG, Tiff, DICOM, BMP...etc.)
- Filtrages (Médian, Moyenneur, Wiener.... etc.).
- Segmentation (région, contour, etc.).

4.2.3 Présentation de l'interface proposée

Dans cette partie, nous présenterons notre logiciel et nous exposerons le contenu du menu réalisé. Ce logiciel est constitué d'une interface principale, avec un menu déroulant, et huit fenêtres permettant l'affichage de l'image à traiter et les résultats de la segmentation.

La figure (4.1) représente cette interface.

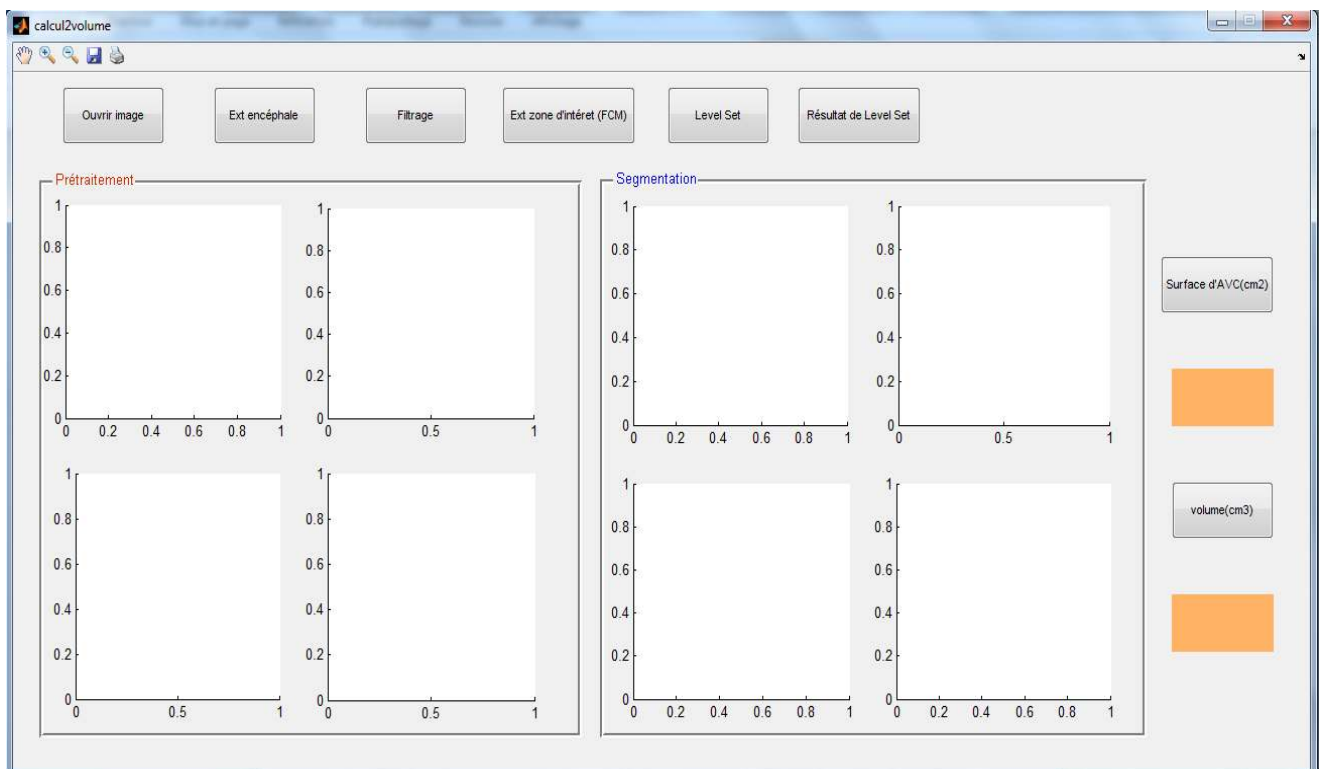


Figure 4.1 : Interface du programme

4.3.4 Menu Outils (interface) :

Aperçu	Fonction
• Ouverture de l'image • Extraction de l'encéphale • Filtrage • Extraction de la zone d'intérêt(FCM) • Application des Level set • Résultat Level set • Calcul de la surface d'AVC (cm2) • Calcul du volume (cm3)	• Ouverture de l'image en format DICOM • Isolation du cerveau • Application du filtre anisotrope • Segmentation initiale par FCM • Segmentation par coopération • Extraction de la région d'intérêt (infarctus cérébral) • Calcul de la surface d'une seule coupe de l'AVC • calcul du volume des plusieurs coupes de l'AVC
Tableau 4.1 : Menu des outils	

4.3 Implémentation de notre travail

4.3.1 Images utilisées

Pour notre travail, nous avons utilisé des coupes axiales d'IRM cérébrales pondérées en diffusion pour 3 patients différents (Figure 4.2).

Une image sous Matlab peut être représentée sous plusieurs formats (JPEG, TIFF, BMP, PNG, DICOM....) mais toujours sous forme d'une matrice. Dans notre cas, les images sous format DICOM sont converties au format BMP qui permet de les manipuler facilement sans perte d'informations.

La commande `imread` permet de lire notre image. La commande `imshow` permet de l'afficher.

D'après notre partenaire médical :

- L'image (1) représente une IRM en faveur d'une lésion ischémique aiguë par accident des territoires sylviens superficiels droits.

- L'image(2) représente une IRM en faveur d'une lésion ischémique aigue bulbo – protubérantielle paramédiane gauche dans les territoires des branches perforantes du tronc basilaire.
- En ce qui concerne l'image (3), nous ne disposons pas de son interprétation.

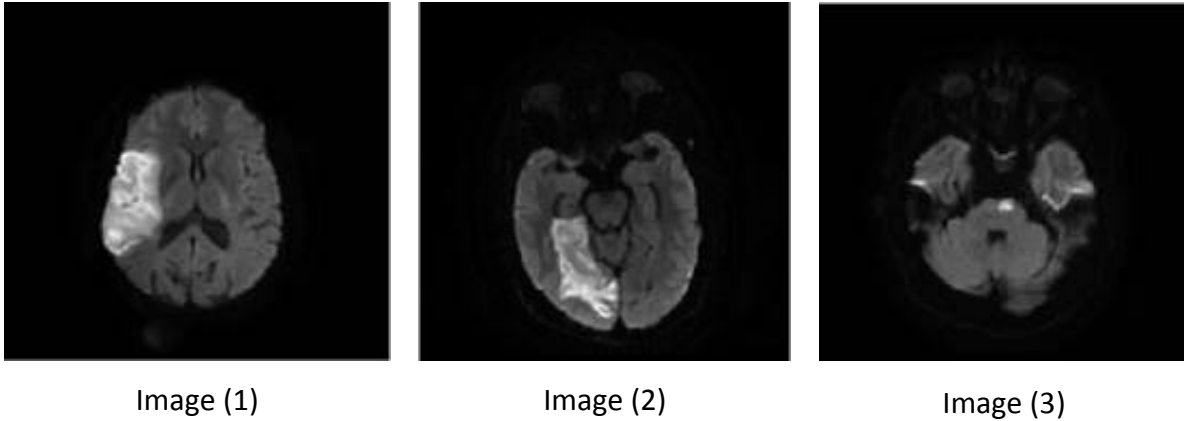


Figure 4.2 : Images IRM cérébrales utilisées.

4.3.2 Phase de prétraitement

Dans cette phase de prétraitement, nous avons utilisé la morphologie mathématique et le filtrage anisotrope, pour l'isolation du cerveau et l'amélioration de la qualité des images cérébrales.

La morphologie mathématique est appliquée sur les images binaires pour former le masque qui permet d'enlever la boîte crânienne.

a. Binarisation de l'image

Dans cette étape, nous avons utilisé la méthode d'Otsu. Cette méthode est utilisée pour convertir une image en niveaux de gris en une image binaire. La figure (4.3) donne le résultat de l'opération de binarisation.

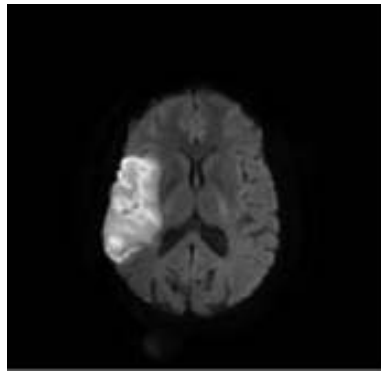


Image (1)

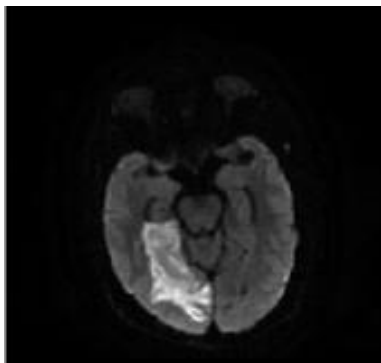
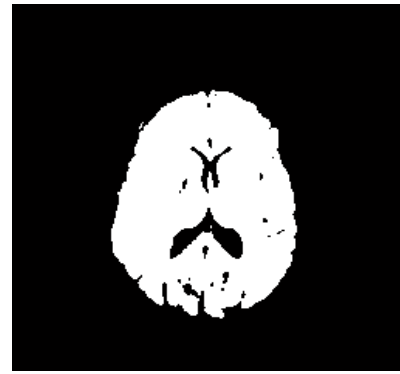


Image (2)

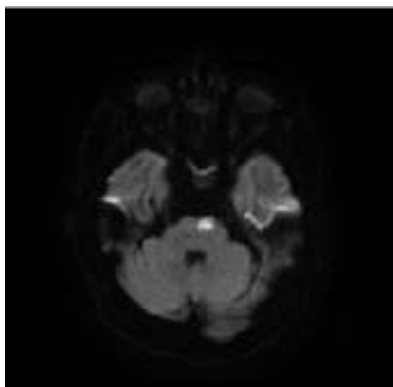


Image (3)



(a)

(b)

Figure 4.3 : Binarisation de l'image cérébrale.

(a) Images originales (1), (2), (3), (b) Images (1), (2), (3) binariser, respectivement

Nous pouvons remarquer que le cerveau est représenté en blanc dans l'image binarisée alors que le fond est en noir.

b. Erosion

Une opération d'érosion consiste à faire la convolution de l'élément structurant S centré en i , avec une image binaire I , telle que si tous les pixels se trouvant dans la fenêtre correspondant à l'élément structurant sont blancs (1), le pixel est mis à 1, sinon il est mis à 0.

Cette méthode permet d'éliminer les pixels blancs inférieurs à l'élément structurant, ce qui va réduire la taille du cerveau. (Figure 4.4(a)).

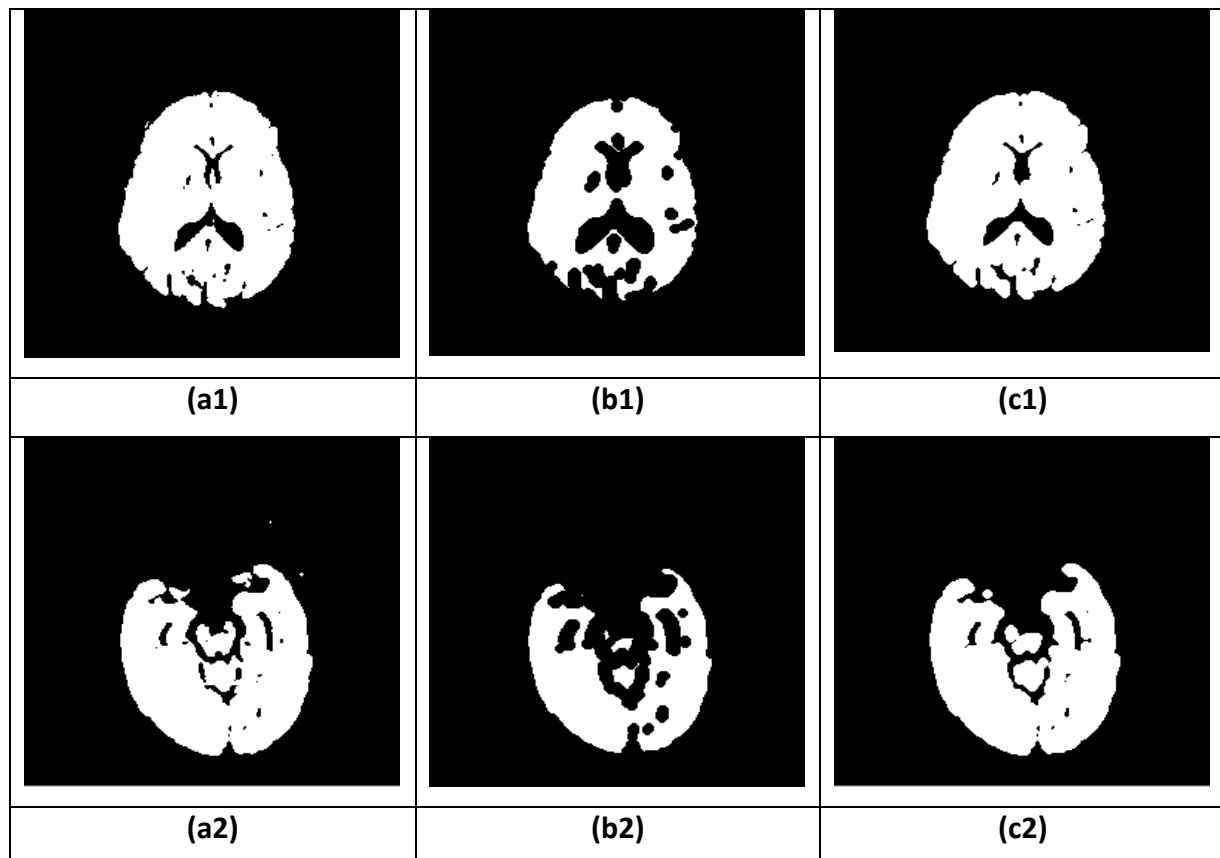
L'élément structurant que l'on a choisi est un cercle de rayon égal 5.

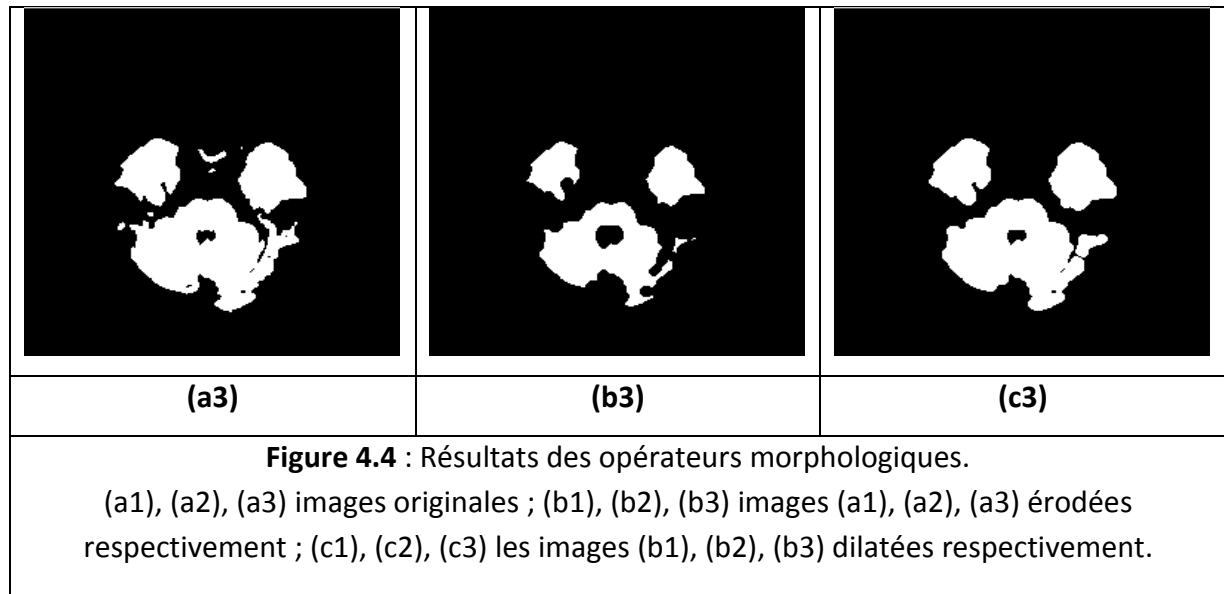
La commande MATLAB de l'érosion est donnée par : `g=imerode (f, se)`

c. Dilatation

Une opération de dilatation consiste à faire la convolution de l'élément structurant S avec une image binaire I , centré en i , telle que si l'un des pixels se trouvant dans la fenêtre correspondant à l'élément structurant est blanc (1), le pixel est mis à 1, sinon il est mis à 0.

Cette méthode consiste à éliminer les points « noirs » isolés. Appliquée à l'image érodée, elle permet de retrouver la taille initiale du cerveau. La figure (4.4) représente les résultats obtenus après l'érosion puis la dilatation.





Comme nous pouvons le voir (Figure 4.4), l'opération d'érosion a éliminé les petites structures blanches de l'image, mais elle a rétréci la taille du cerveau. La dilatation a permis de retrouver la taille exacte du cerveau.

d. Etiquetage des régions

Cet algorithme consiste à assigner une étiquette différente aux ensembles de pixels non connectés entre eux. Elle permet de calculer nombre des régions ex (nombre d'étiquette de la figure4.4 (b=3), cela permet d'obtenir l'objet recherché.

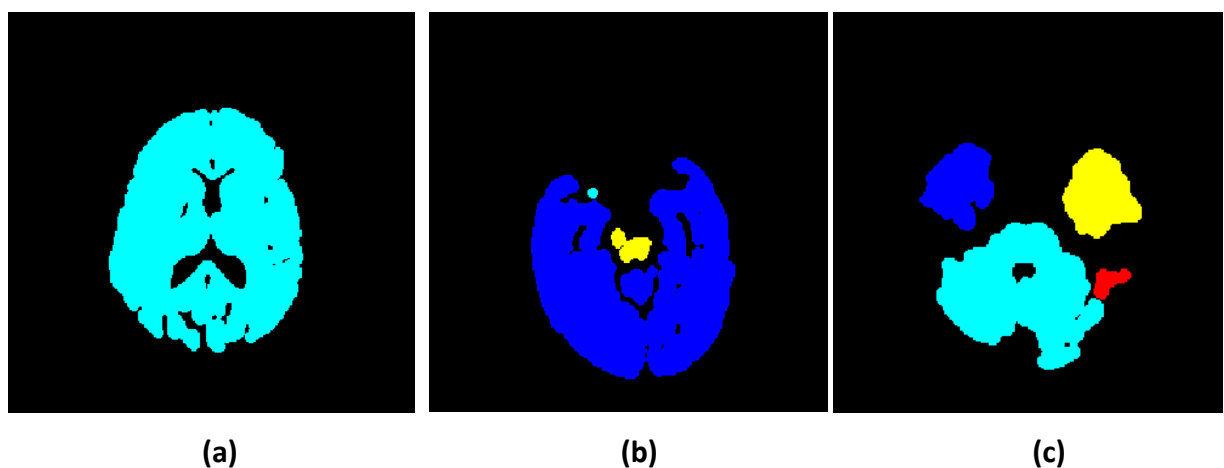


Figure 4.5 : Les résultats de l'étiquetage des régions: (a) Pour l'image1, (b) Pour l'image2, (c) Pour l'image3.

e. Remplissage des trous

Cette méthode permet de remplir les trous à l'intérieur du cerveau, les points noirs seront remplacés par des pixels blancs. Cela permettra d'obtenir le masque du cerveau.

La commande MATLAB est donnée par : $g = \text{imfill}(f, \text{holes})$.

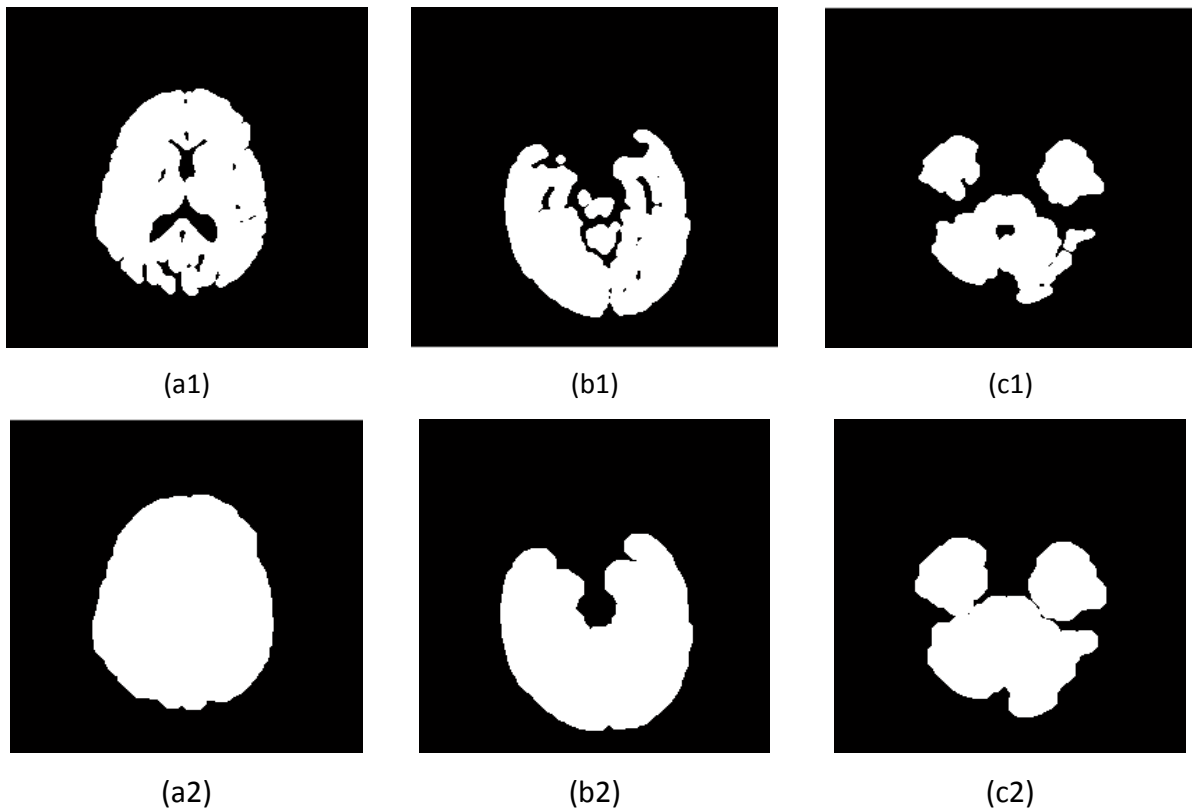


Figure 4.6 : Résultats des méthodes morphologiques
(a1), (a2), (a3) images étiquetées ; (b1), (b2), (b3) images (a1), (a2), (a3) remplissage des trous respectivement.

f. Formation de masque

La multiplication de l'image cérébrale par le masque permet d'enlever le crâne. La figure 4.7 donne les résultats des cerveaux extraits.

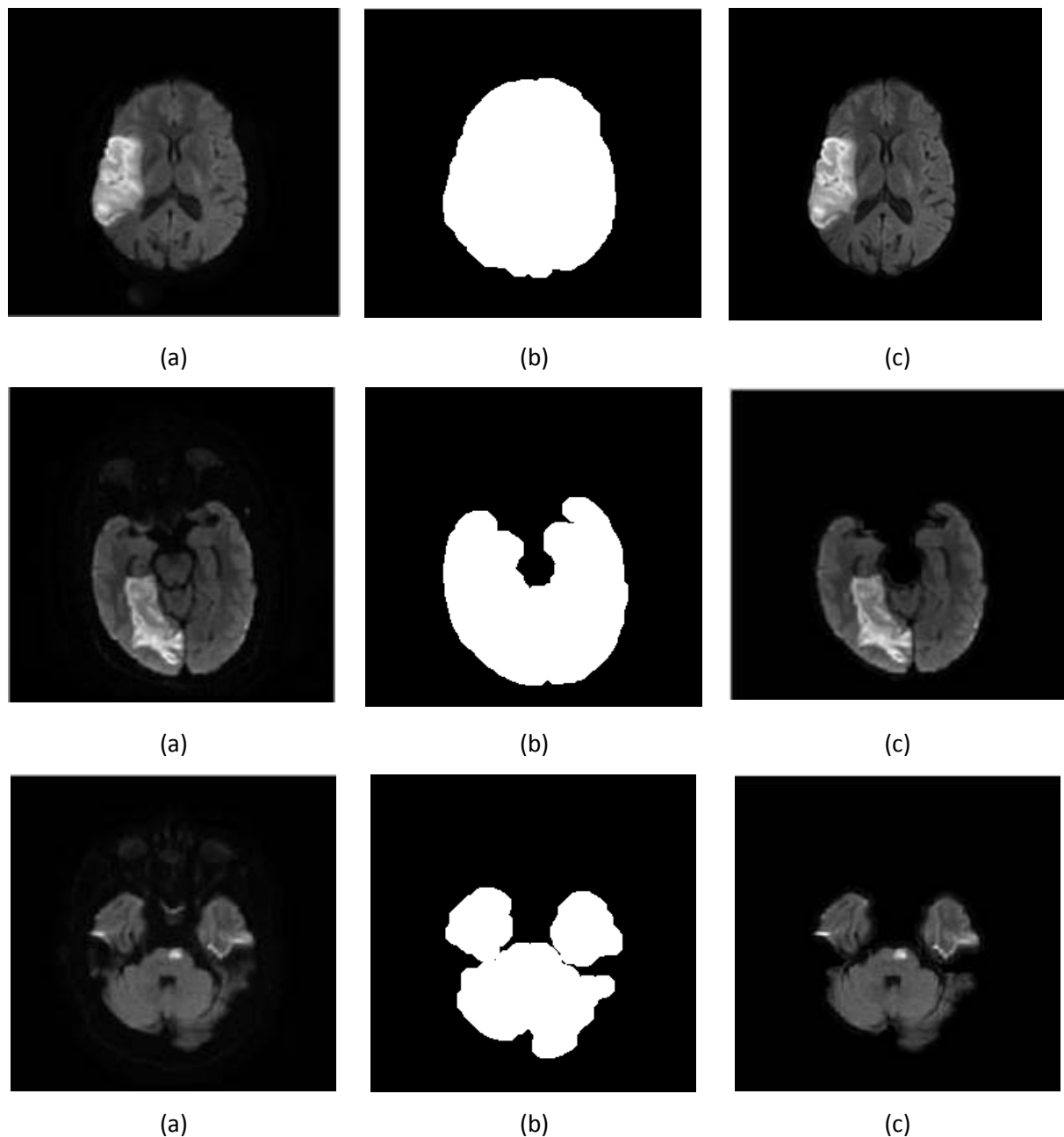


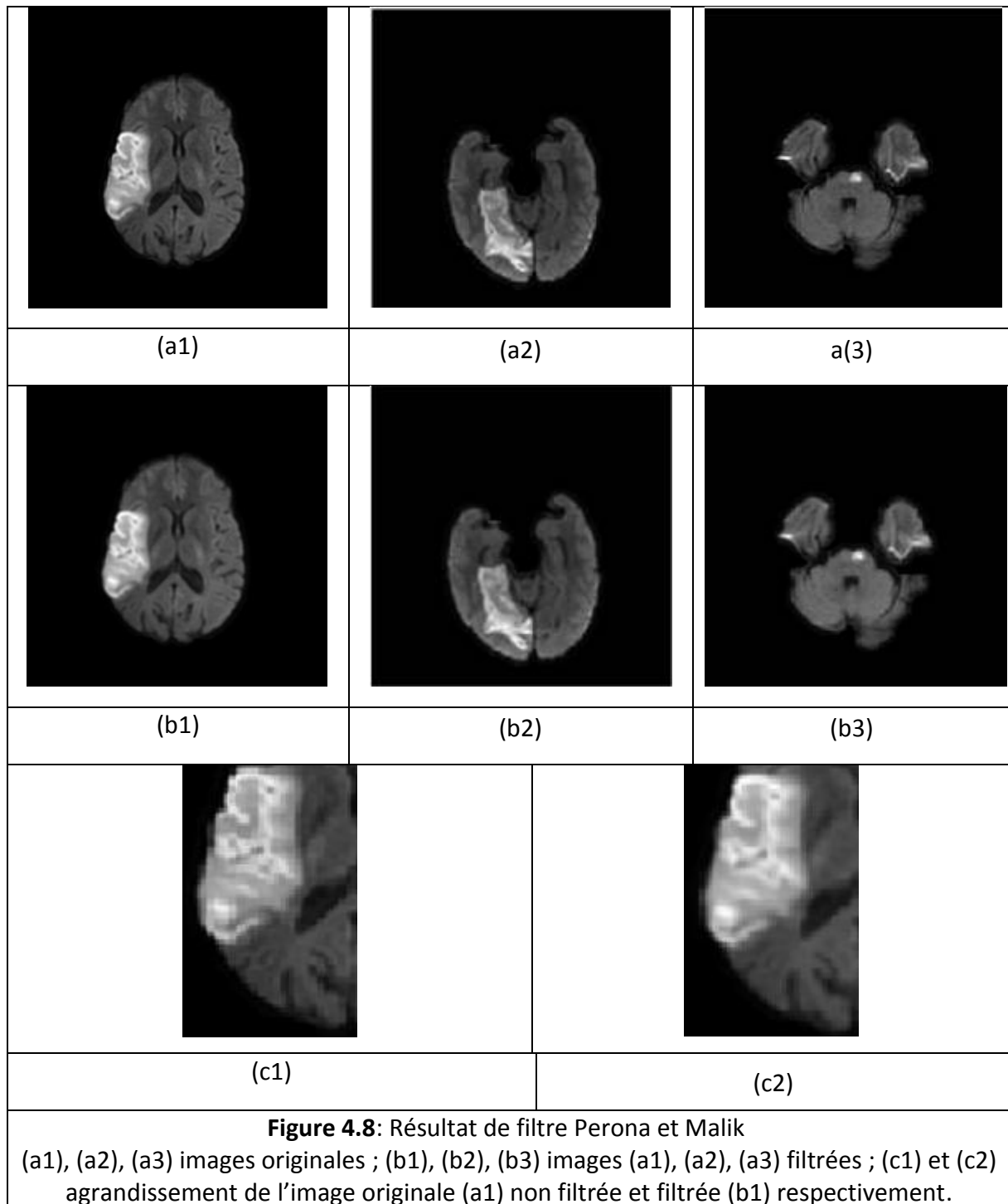
Figure 4.7 : Extraction de l'encéphale :(a) image originale, (b) le masque, (c) extraction de l'encéphale.

Interprétation :

Le résultat de l'extraction de l'encéphale que nous avons obtenu dans la figure (4.7) montre que la boîte crânienne a été bien supprimée, le cerveau a été extrait sans qu'aucune partie du cerveau n'ait été supprimée, et encore moins les lésions qui s'y trouvent.

4.3.3 Filtrage

Dans cette partie, nous allons présenter dans la figure (4.8), le résultat du filtrage anisotrope, appliqué sur l'image du cerveau isolé.



Interprétation :

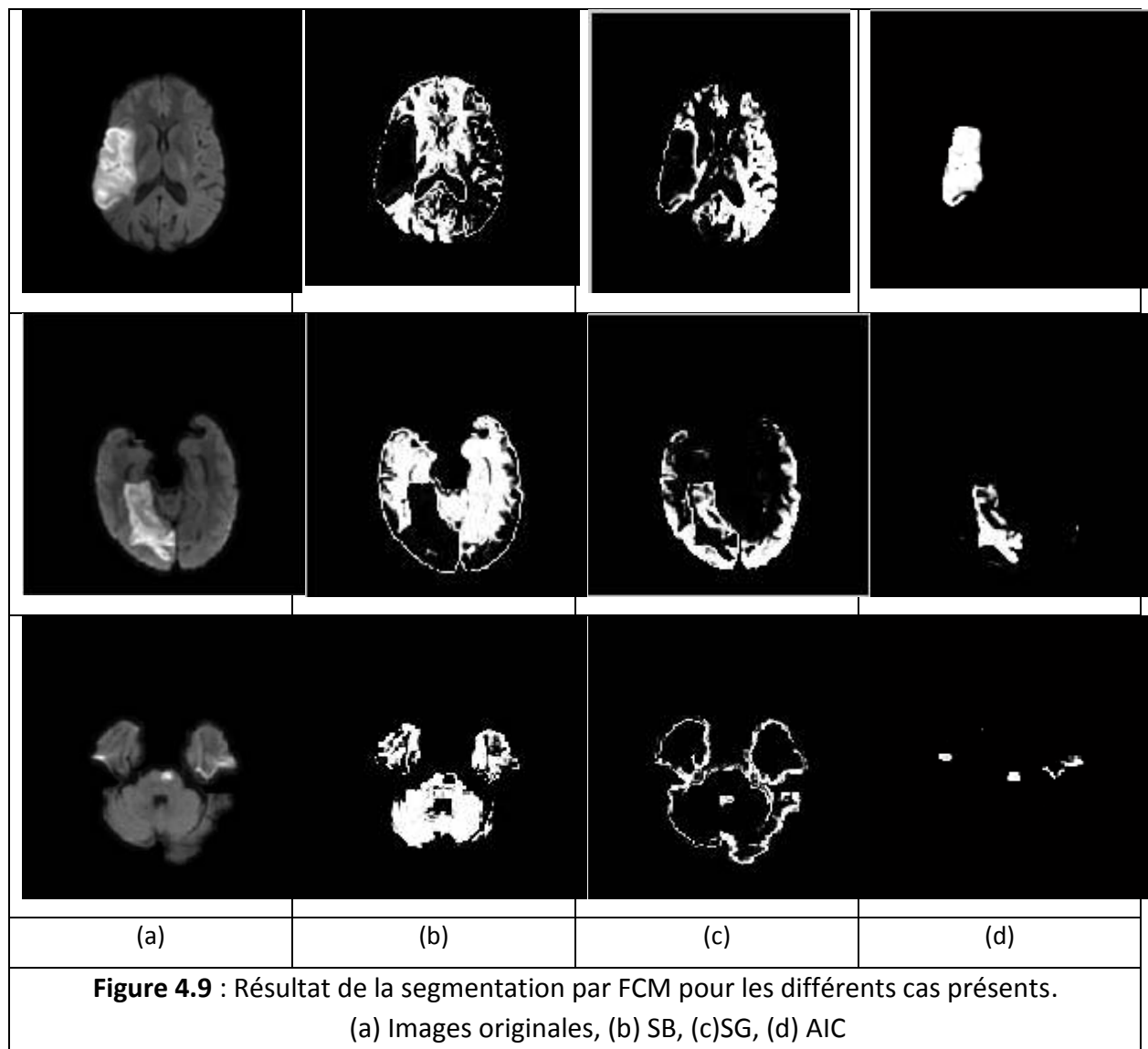
Le but de filtrage anisotrope est de lisser l'image après un certains nombres d'itérations (égale 2), tout en réduisant la diffusion dans les zones à fort gradient.

Les figures 4.8 (c1) et (c2) montre effectivement que les régions homogènes sont plus lisses et moins contrastées alors que les contours sont préservés. Les résultats du filtre de Perona et Malik dépendent du nombre d'itérations.

4.4 Phase de la segmentation

4.4.1 Segmentation par la classification FCM

La segmentation d'images résulte de la classification des pixels similaires. Ce résultat implique un partitionnement de l'image sous la forme de classes. La figure 4.9 donne le résultat de la classification des images de nos 3 patients.



La méthode de segmentation par classification FCM a été largement utilisée pour la segmentation des différents tissus cérébraux, ainsi que la détection des pathologies cérébrales. La figure 4.9 montre que la segmentation de la matière blanche et de la matière grise par cette méthode ne donne pas des bons résultats, car ces tissus ont presque le même niveau de gris pour les IRMs de diffusion. Cela n'est pas un problème pour nous, car nous nous intéressons à la segmentation des AICs, qui ont des niveaux de gris largement différents de celui des autres structures du cerveau. Comme le montre la figure 4.9, la méthode FCM a permis d'extraire correctement la zone d'intérêt (AIC).

L'inconvénient de cet algorithme c'est l'initialisation du nombre des classes.

Pour extraire la classe correspondant à l'AIC, du fait que la méthode FCM ne donne pas forcément toujours la même étiquette pour l'AIC, nous avons fait un petit programme, qui calcule le nombre minimal de pixels blancs pour chaque classe. Ainsi, la zone d'AIC constitue la classe ayant le nombre minimal de pixels.

La figure (4.10) représente le résultat de l'extraction la figure de la zone d'intérêt.



Figure 4.10 : Extraction de l'image qui comporte l'infarctus cérébral.

Nous remarquons que l'AIC a été correctement extrait. Cependant, il peut y avoir des résidus des autres structures ou structures anormales qui doivent être éliminées.

4.4.2 Segmentation par la méthode Level Set

Le processus de détection de contours par la méthode Level Set est divisé en deux étapes : initialisation et évolution de la courbe.

Dans le but de faire l'initialisation du level set, nous devons d'abord éliminer les structures anormales qui peuvent affectées l'image. Ces structures sont détectées comme faisant partie de L'AIC comme le montre la figure (4.11).

La commande MATLAB utiliser pour supprime les petites objets est donnée par :
 $BW2 = bwareaopen(BW, P)$

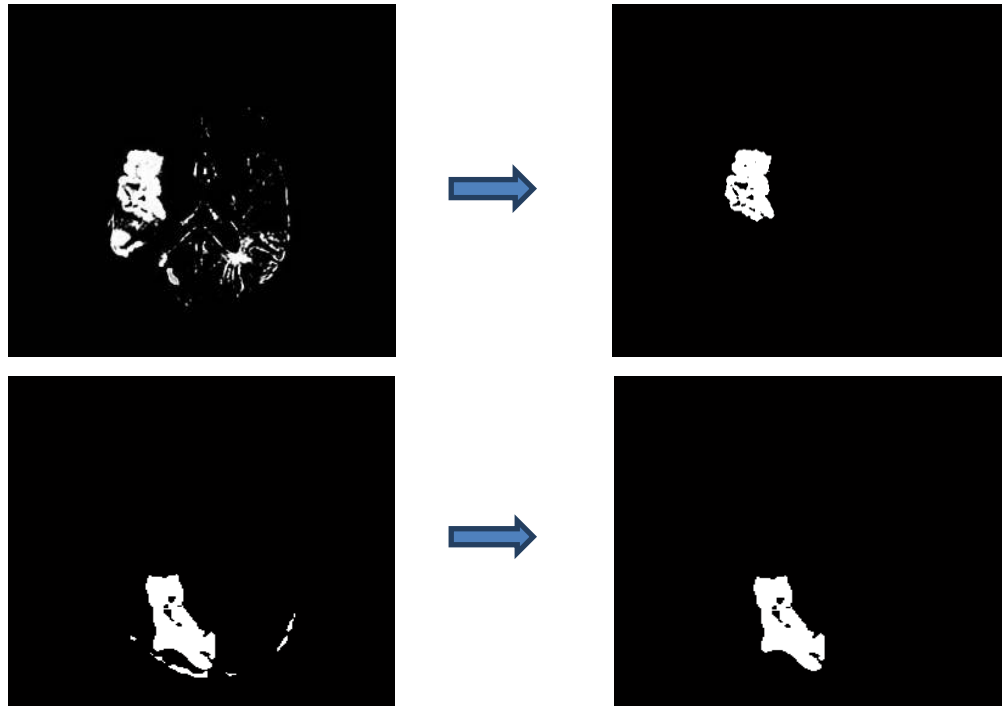


Figure 4.11 : Elimination des structures anormales.

Extraction de la zone d'intérêt

Dans cette étape, nous faisons la multiplication de l'image résultat correspondant à l'extraction de l'infarctus cérébral après l'élimination des structures anormales avec l'image originale. Nous obtenons l'image de l'infarctus extrait comme le montre la figure (4.12) :



Figure 4.12 : Extraction de la région active (infarctus cérébral).

Initialisation de la courbe

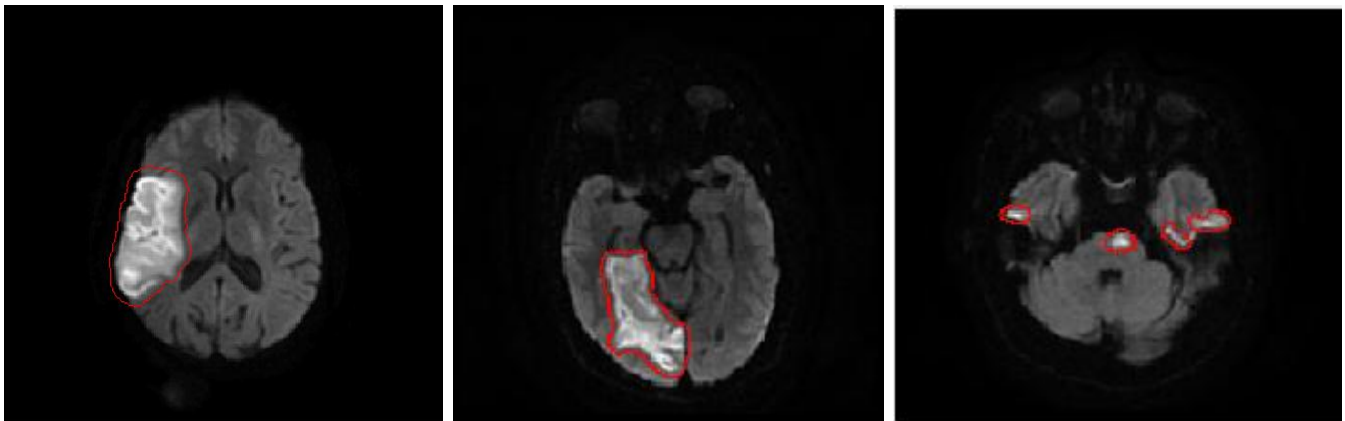


Figure 4.13 : Initialisation du contour pour la méthode Level Set.

Interprétation :

Après l'initialisation du contour de l'infarctus cérébral obtenu, par la méthode FCM, et son extraction, nous avons réalisé une opération de dilatation pour que ce contour englobe l'infarctus. La figure 4.14 montre le résultat de l'étape de la dilatation.



Figure 4.14 : Résultat de la dilatation.

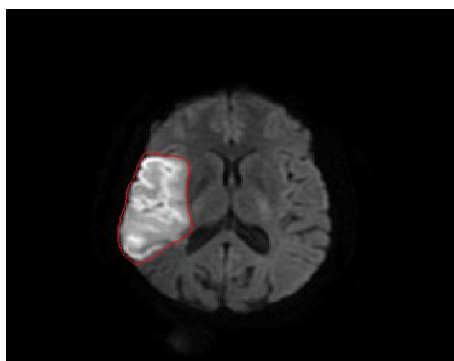
Evolution de la courbe initiale



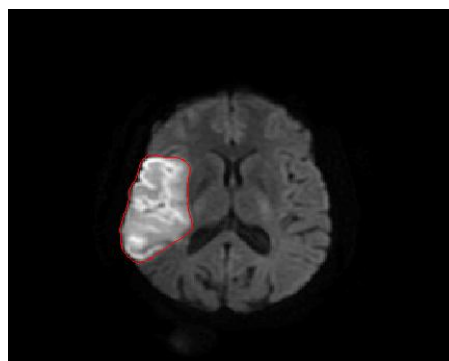
(a) Contour initial



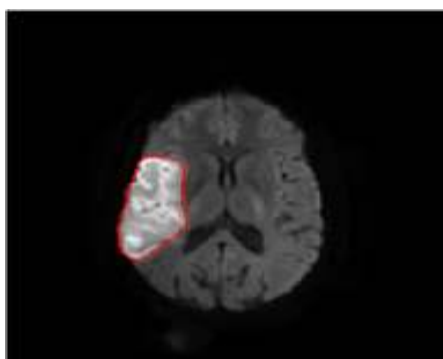
(b) 20 itérations



(c) 80 itérations



(d) 140 itérations



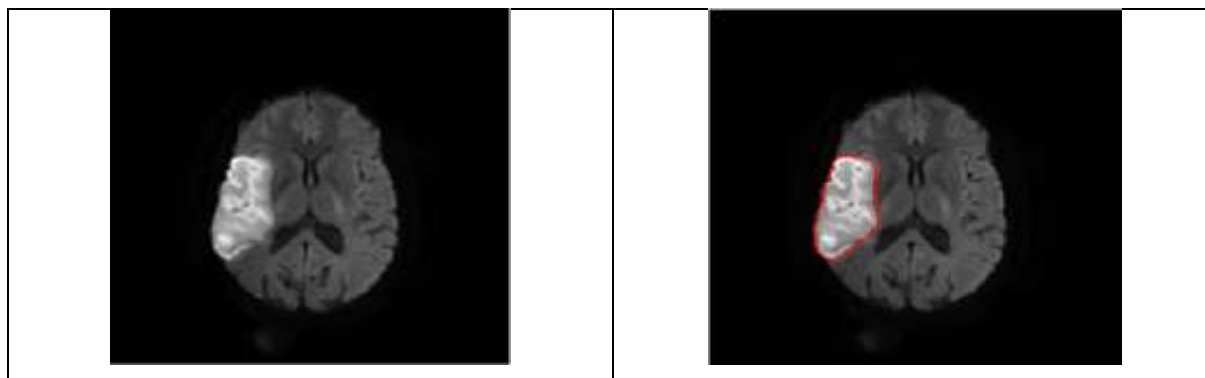
(e) 200 itérations

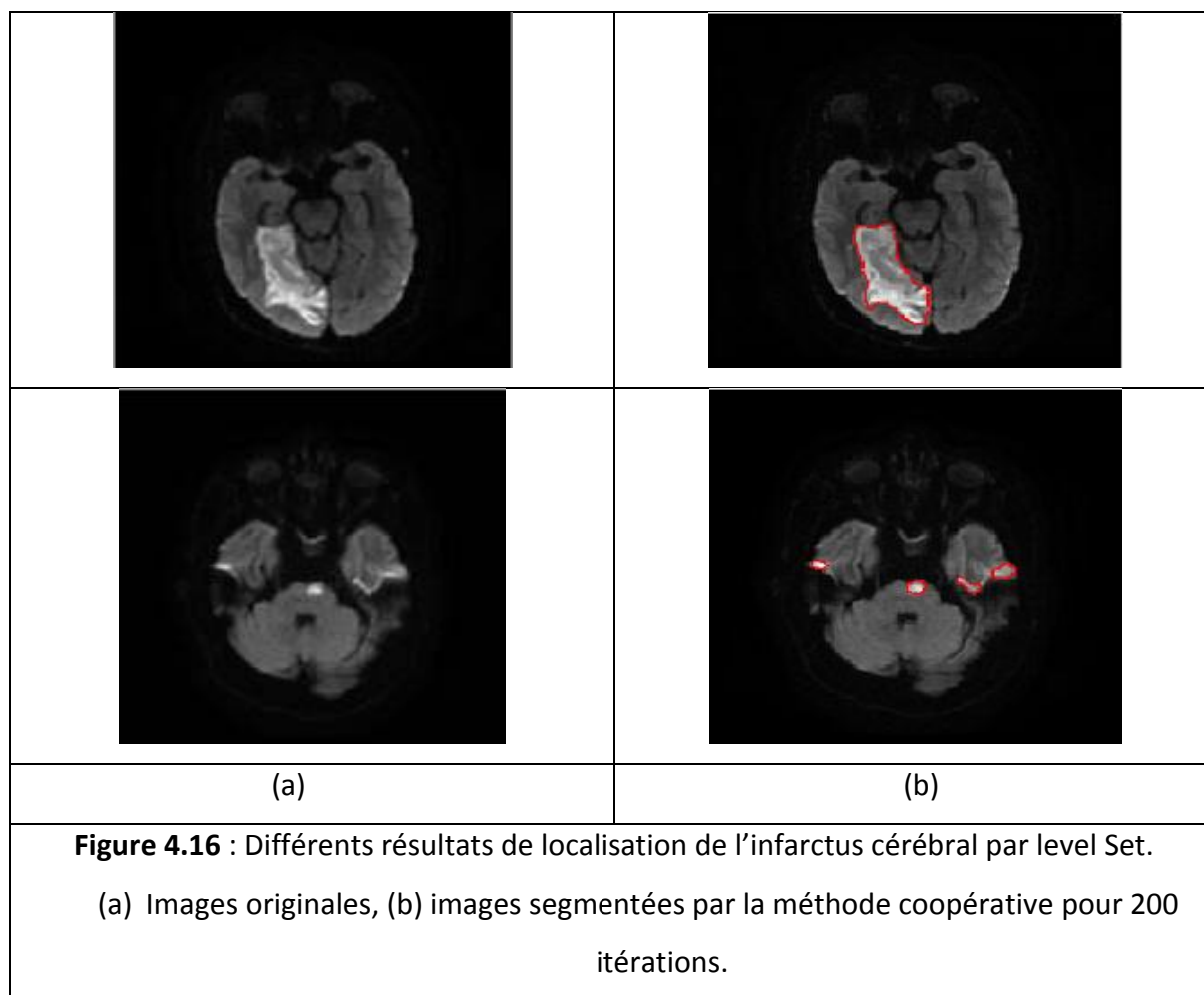
Figure 4.15 : Résultat de l'évolution par la méthode level Set.

(a) Image originale, (b), (c), (d), (e) résultat de l'évolution du level set après 20, 80, 140 et 200 itérations respectivement.

La figure 4.15 donne les résultats de l'évolution du contour initial après 20, 80 et 140 itérations. Le contour évolue de l'extérieur vers l'intérieur. Nous pouvons voir qu'après 200 itérations, la segmentation par level set permet de donner un bon résultat de localisation de notre pathologie (infarctus cérébral), d'après notre partenaire médical.

La figure 4.16 donne le résultat de la segmentation coopérative pour nos 3 images par 200 itérations.





La figure (4.17) donne le résultat de l'AIC extrait par la méthode coopérative pour 200 itérations, pour les images de nos 3 patients. L'objet AIC est en noir. Cette étape permettra de faire le calcul de la surface de L'AIC.



Figure 4.17: Résultat de la segmentation par la méthode coopérative pour les différents cas présents.

Les deux résultats de la coopération entre FCM et Level Set sont représentés dans la figure suivante (4.18).

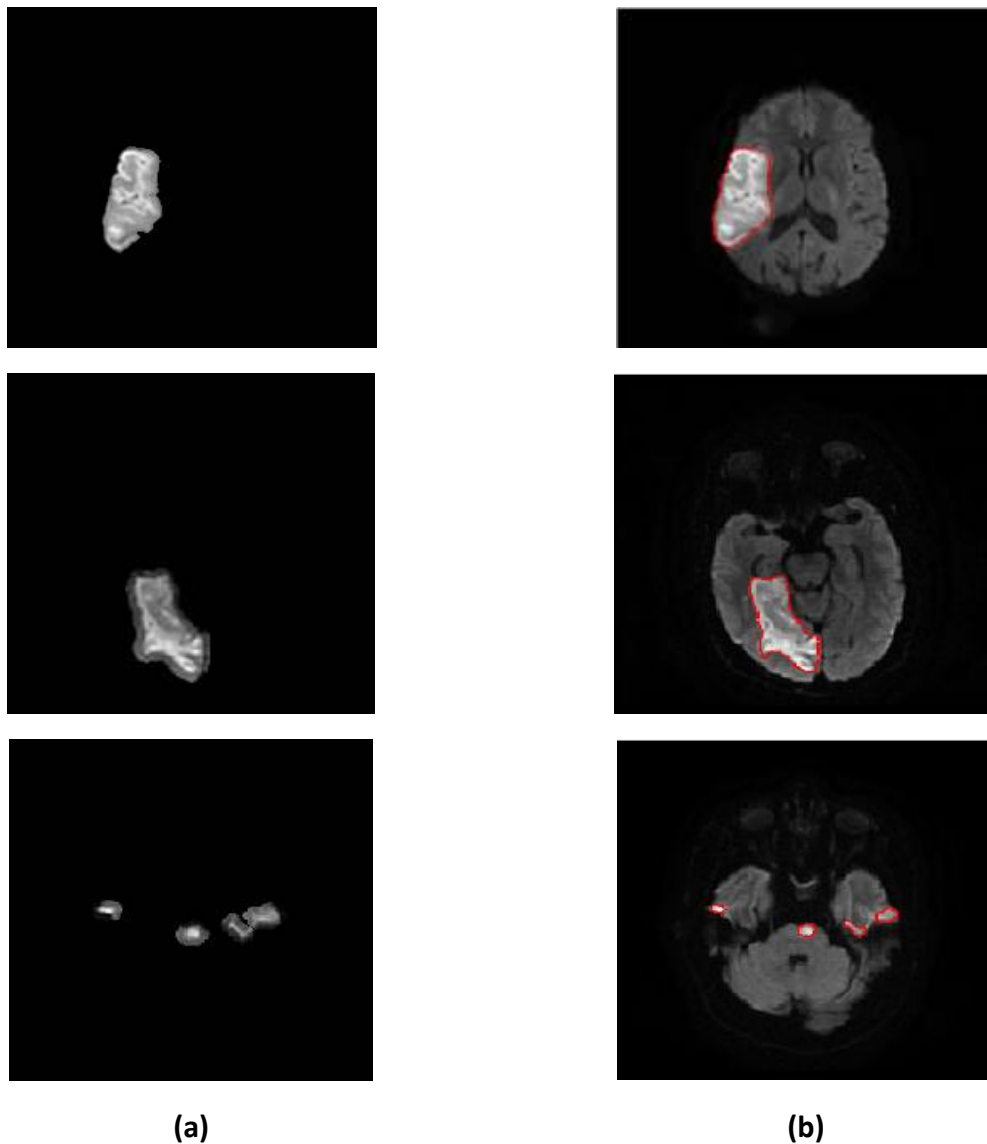


Figure 4.18 : Résultat de la segmentation pour les différents cas présents : (a) segmentation par FCM, (b) segmentation par la méthode coopérative.

Expertise médicale

D'après notre médecin partenaire (radiologue à SIDI GHILES), la méthode de FCM donne un bon résultat de l'extraction de la zone d'intérêt mais le résultat après l'application est meilleur. Comme nous pouvons le voir, l'AVC est mieux localisé et les contours sont plus lisses.

4.5 Post-traitement

La prise en charge d'un accident ischémique cérébral doit être rapide car un foyer nécrotique, entouré d'une zone de pénombre ischémique où le débit sanguin est insuffisant, peut évoluer vers une cavitation. De ce fait un examen IRM doit être le plus bref et le plus informatif afin de diagnostiquer et de traiter l'ischémie.

En plus de l'examen clinique du patient, la mise en évidence du volume de l'ischémie est importante, car dans le cas où le volume ischémique en séquence de diffusion est supérieur à 145 cm^3 , un risque d'hémorragie est fortement probable ce qui empêcherai un traitement par thrombolyse dans les 3 premières heures après la survenue des symptômes [50].

Pour cela, nous avons calculé le volume de l'infarctus cérébral selon les étapes suivantes :

- Calculer le nombre de pixels noirs dans l'image obtenue par la segmentation coopérative (Figure 4.17).
- Connaître la résolution des images traitées pour en déduire la taille d'un seul pixel afin de calculer la surface de l'infarctus en cm^2 .
- Multiplier le nombre de pixels par la surface d'un seul pixel pour obtenir la surface de la région active (infarctus cérébral).
- Multiplier la surface de la région active (infarctus cérébral) par l'épaisseur de la coupe et la moitié de l'espace inter-coupe qui est égale de 10% de l'épaisseur de la coupe, pour obtenir le volume d'AIC d'une seule coupe.
- Faire la somme des volumes des coupes qui contiennent un AVC ischémique.

Le tableau suivant représente la surface des différentes coupes obtenue pour le patient (1) :

Patient 1	Surface de coupe (cm ²)	Epaisseur de coupe (cm)	Volume de coupe (cm ³)
Coupe 1	2,33197	0,55	1,28255
Coupe 2	10,8124	0,55	5,94682
Coupe 3	21,3108	0,55	11,72094
Coupe 4	24,0139	0,55	13,20764
Coupe 5	24,3476	0,55	13,39118
Coupe 6	23,3001	0,55	12,81517
Coupe 7	14,4578	0,55	7,95179
Coupe 8	7,55729	0,55	4,15651
Coupe 9	1,6591	0,5	0,82955
		Volume totale	71,09788

Tableau 4.2 : Résultat du volume de l'AIC du patient 1.

Le tableau 4.3 présente le calcul des volumes de l'AIC pour les trois patients :

	Nombre de coupes qui contiennent un AVC ischémique	Volume (cm ³)
Patient 1	9	71.09788
Patient 2	8	37.87516
Patient 3	2	1.07431

Tableau 4.3 : Résultats du calcul du volume ischémique

Interprétation des résultats

La segmentation coopérative de l'AIC par l'association de l'algorithme FCM et Level Set, s'avère simple d'emploi et fiable avec une délimitation précise de la région ischémique. Cette précision permet d'avoir une bonne estimation du volume ischémique, ce qui a été confirmé par notre médecin radiologue.

4.6 Différents résultats de notre travail

Les différents résultats de l'algorithme sont présentés dans l'interface suivante (figure 4.19) :

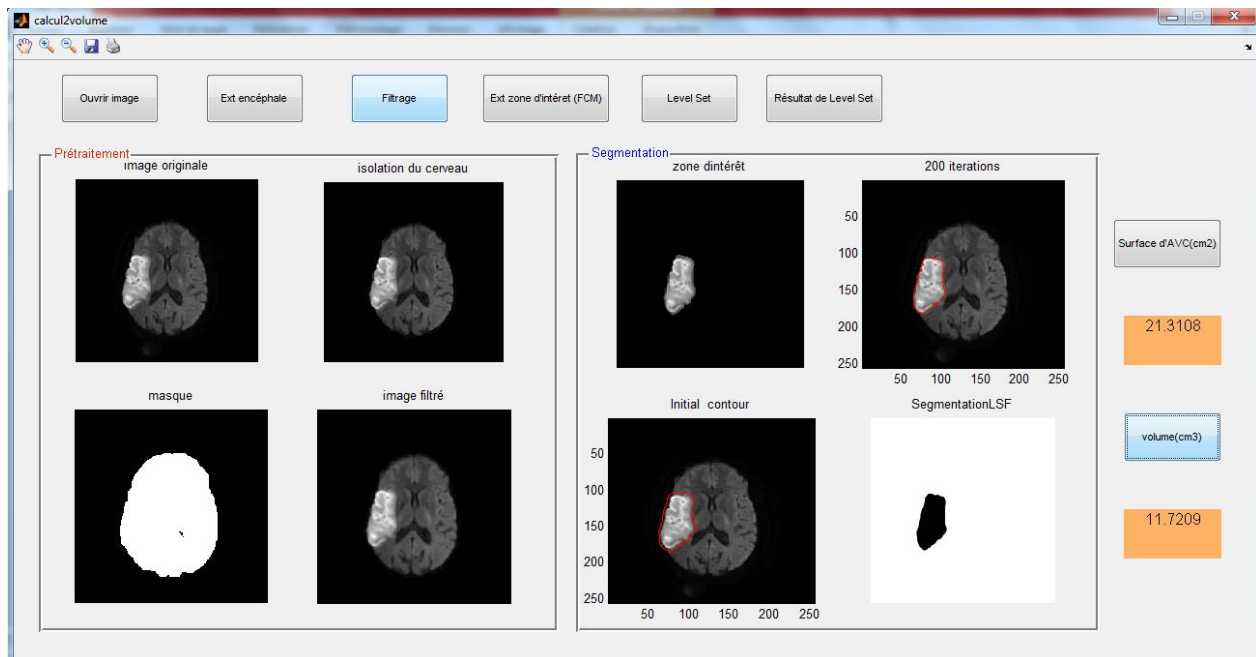


Figure 4.19 : Différents résultats de l'algorithme proposé.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons implémenté notre algorithme pour l'extraction de la zone d'intérêt (l'infarctus cérébrale) par une approche coopérative séquentielle, soit la segmentation par FCM suivie des levels Set.

Les opérations de la morphologie mathématique ont permis d'extraire convenablement l'encéphale.

Le filtre anisotrope est considéré comme un filtre non linéaire qui permet de lisser les régions homogènes de l'image et préserver ses contours.

La méthode coopérative entre FCM et level Set a permis de faire une bonne segmentation des lésions ischémiques, et d'en déduire le volume de l'AIC pour aider le médecin dans sa prise de décision.

Conclusion générale et perspective

L'imagerie médicale représente aujourd'hui un domaine très important pour étudier les différentes pathologies du cerveau.

Dans le but de diagnostiquer les différentes pathologies cérébrales, l'imagerie par résonance magnétique est considérée comme un outil pour la gestion des accidents vasculaires cérébraux.

La segmentation de l'image cérébrale reste un domaine de recherche très vaste. Dans le cadre de l'application de cette méthode, Une étude bibliographique a été faite sur les différentes méthodes qui permettent de classifier et de localiser notre pathologie cérébrale.

Dans la phase de prétraitement, nous avons appliqué la binarisation et des opérateurs morphologiques pour l'extraction de l'encéphale, afin de réduire les informations inutiles et gênantes pour la segmentation, ainsi que le filtre anisotrope pour améliorer la qualité d'image.

Dans la phase de la segmentation, nous avons combiné entre la classification par FCM et les courbes de niveaux (Level Set). La première étape soit la méthode FCM est utilisée pour extraire la zone d'intérêt. La deuxième étape, soit les Level Set, permet de faire évoluer le contour initial vers la frontière de l'infarctus cérébral.

La méthode FCM ne donne pas bonne classification des tissus cérébraux, pour les IRMs de diffusion car la matière blanche et la matière grise ont des niveaux de gris très proches, mais elle permet d'extraire la zone d'intérêt (infarctus cérébral). Son inconvénient réside dans l'initialisation des centres et du nombre des classes. Elle constitue une segmentation initiale de l'AIC.

Les contours actifs par courbes des niveaux (Levels Set) permettent de faire une bonne localisation des objets et la prise en compte des changements topologies de la zone d'intérêt, mais son inconvénient réside dans l'initialisation de la courbe. Ce problème a été résolu par la segmentation par FCM, puisque le contour de la région d'intérêt considéré comme contour initial de la fonction Level Set.

Le calcul du volume de l'AIC constitue une étape très importante permettant au praticien de prendre la décision concernant le traitement approprié. Par conséquent, comme post-traitement, nous avons calculé le volume de l'accident ischémique cérébral en cm^3 .

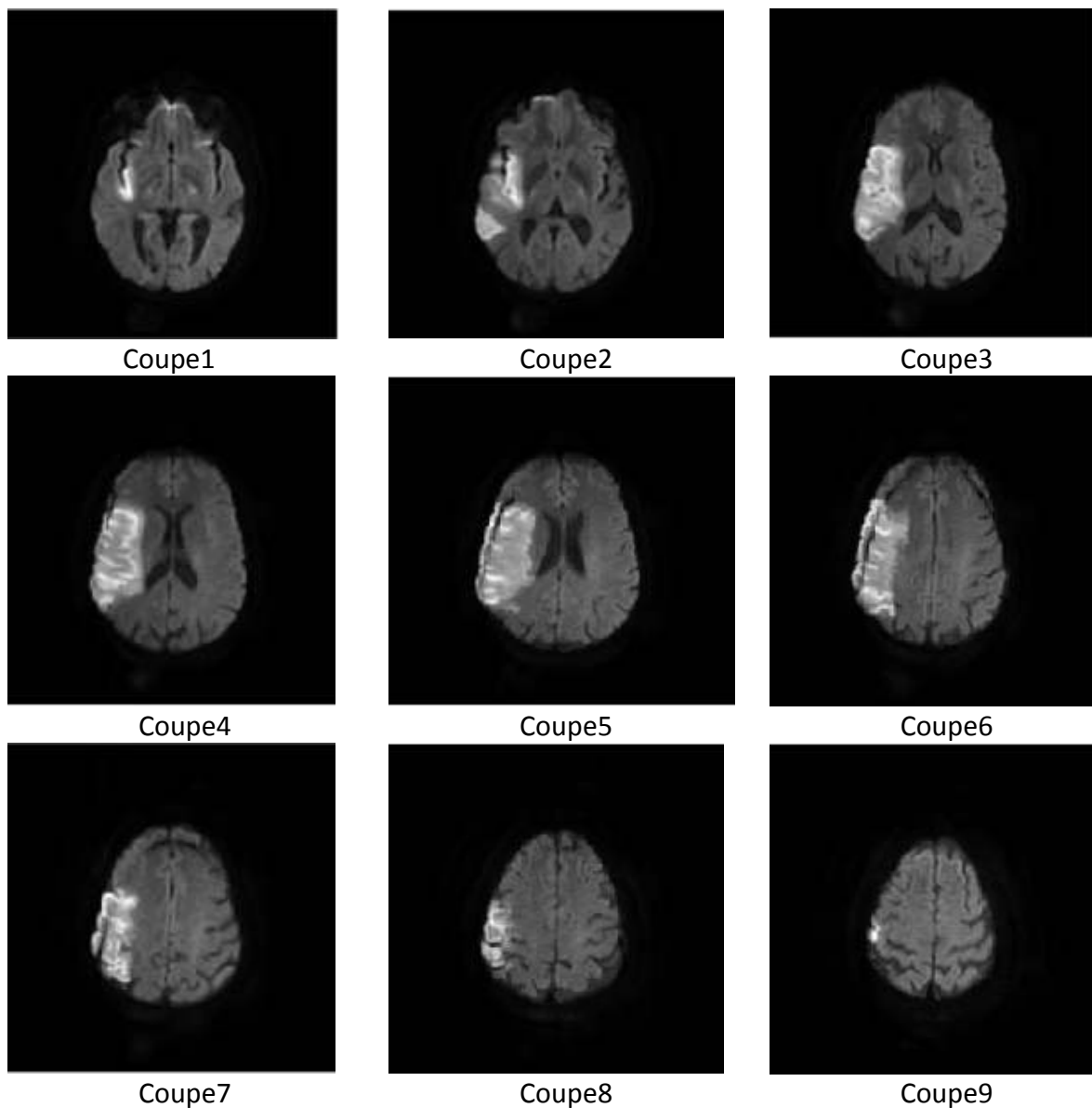
Comme perspective, nous souhaitons faire la reconstruction 3D pour avoir des résultats très précise pour le calcul du volume, déterminer l'emplacement et les structures atteintes par l'AIC pour prévoir les conséquences de la pathologie.

La base de données :

Dans notre travail, nous avons appliqué les différentes méthodes de traitement d'image sur certaines coupes axiales pondérées en diffusion, plus particulièrement nous avons appliqué ces méthodes sur les images différentes de trois patients contenant la lésion ischémique.

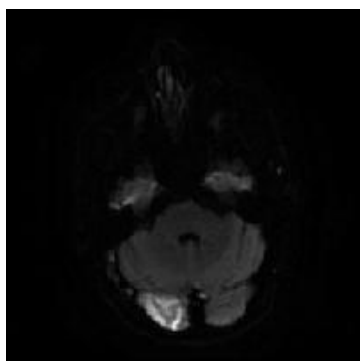
Ces coupes se représentent sous format DICOM de dimension 256*256. Ces images IRM illustrés sur les figures A1, A2, A3.

Patient 1 :

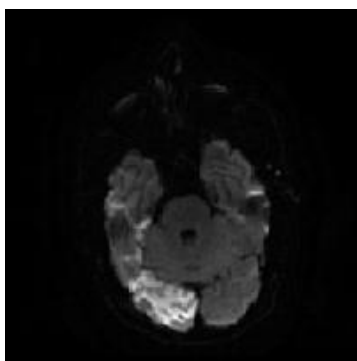


Figures A1 : Série de coupes contenant l'AVC pour patient1

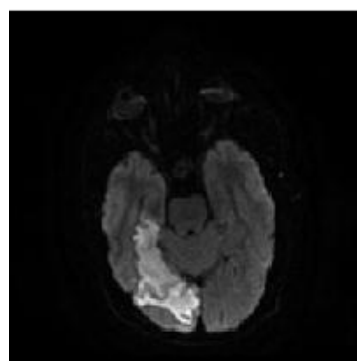
Patient 2 :



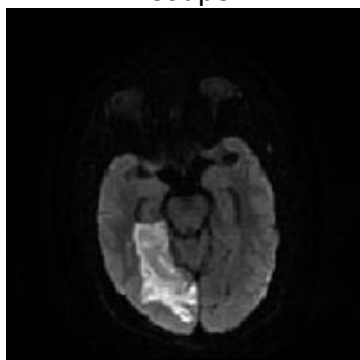
Coupe1



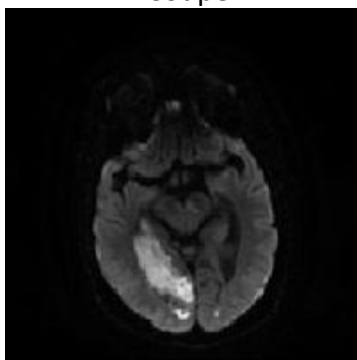
Coupe2



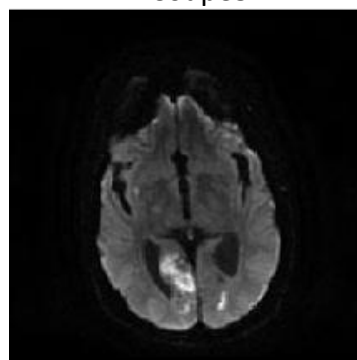
Coupe3



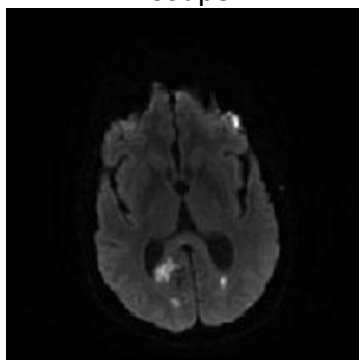
Coupe4



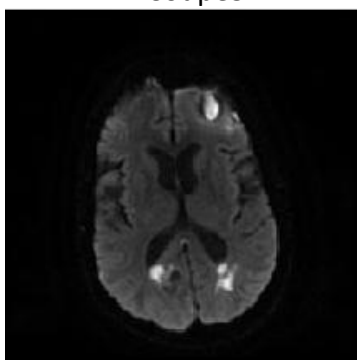
Coupe5



Coupe6



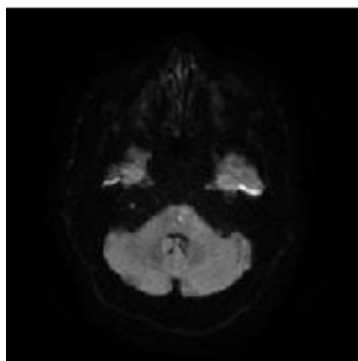
Coupe7



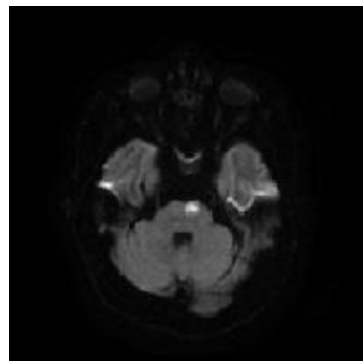
Coupe8

Figures A1 : Série de coupes contenant l'AVC pour patient2

Patient 3 :



Coupe1



Coupe2

Figures A1 : Série de coupes contenant l'AVC pour patient3

BIBLIOGRAPHIE

- [2] **A. Meziane**, « Etude et comparaison des méthodes de segmentation d'images cérébrales », Mémoire Magister en Informatique, Université Abou-Bakr Belkaid-Tlemcen 2011.
- [3] **S. Belarouci, S. Benmokhtar**, « Méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et Level Set », Mémoire de Master en Génie Biomédical, Université Abou –Bakr Belkaid-Tlemcen 2011-2012].
- [4] **B. Douidi**, « Méthode coopérative pour la segmentation d'images des lésions ischémiques basée sur les techniques FCM et LPE », Mémoire de Projet de Fin d'Etudes, Université Abou – Bakr Belkaid-Tlemcen 2015-2016.
- [6] **L. Vincent**, « les accidents vasculaires cérébraux », polycopié de cours, Service de Neurologie, CHU de Toulouse, 2008/2009.
- [8] « Accidents Vasculaires Cérébraux(AVC) », support de cours, du Collège des Enseignants de Médecine Vasculaire et Chirurgie Vasculaire », Université Médicale Virtuelle Francophone, 2010-2011.
- [9] **M.El Machkour, N.Chtoun, M.Maaroufi, F.Belehsen**, « Imagerie de l'Accident Vasculaire Cérébral Ischémique à la Phase Aigüe Imaging Acute of Stroke », Service de Neurologie, CHU Hassan –Fès.
- [11] **S. Bricq**, «Segmentation d'Images IRM Anatomiques par Inférence Bayésienne Multimodale et Détection de Lésion », Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur – Strasbourg 1, 2008.
- [15] **E. Luzarraga, M. Pacheco**, «Segmentation Automatique d'Images IRM Anténatales », thèse de fin d'études, TELECOM PARIS –TECH, juin 2013.
- [16] **B. Scherrer**, « Segmentation des Tissus et Structures sur IRM : Agents Markoviens Locaux Coopératifs et Formulation bayésienne », Thèse de Doctorat, Institut Polytechnique de Grenoble, 2008.
- [17] **M.M. Bendib**, « Détection de Pathologie à partir d'IRM Cérébrales », Thèse de doctorat 3eme Cycle LMD, Université Badji Mokhtar-Annaba, 2014/2015.
- [18] **S. Yesli**, « Filtrage par Diffusion Anistropique appliquée aux Images IRM », Mémoire de Magister en automatique, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2013.
- [19] **W.Dou**, « Segmentation d'Image Multi-Spectrales basée sur la Fusion d'Informations : Applications aux Images IRM », Thèse de doctorat, Université de Caen, 2006.

BIBLIOGRAPHIE

- [20] **A. Ziouani**, «Segmentation des Images Cérébrales de Patients atteints de la Maladie d'Alzheimer », Mémoire de Magister, Université d'Oran.
- [21] **A. Benfriha, A. Hamel**, « Segmentation d'Images par Coopération région-contours », Mémoire Master Professionnel en Informatique et Technologie de l'Information, Université Kasdi-Merbah-Ouargla, 2015/2016.
- [22] **H. Meddeber**, « Segmentation d'Images par Les Contours Actifs », Mémoire de Magister en Informatique, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, 2012/2013.
- [23] **S. Guediri**, « Détection de Contour par Level Set : une Approche proposée pour son amélioration», Mémoire de Fin d'Etudes, Université d'El-Oued, 2014.
- [24] **B.C. Vemuri, S. Rahman, J. Li**, « Multi resolution Adaptive K-Means Algorithm for Segmentation of Brain MRI», Conference on Image Analysis and computer, Hong Kong, 1995.
- [25] **P. Blonda, A. Bennardo, G. Pasquariello, R. De Blasi, D. Milella**, «Fuzzy Neural-Network-Based Segmentation of Multispectral Magnetic Resonance Brain Images», Article Universitaire, United States, 1996.
- [26] **F. Salzenstein, W. Pieczynski**, « Parameter Estimation in Hidden Fuzzy Markov Random Fields and Image Segmentation », Institut National des Telecommunication, Graphical Models and Image Processing, 1997.
- [27] **C. Xu, J. Prince**, «Gradient Vector : A New External Force for snakes», International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 6671, 997
- [28] **L.Germond**, «Trois Principes de Coopération pour la Segmentation en Imagerie de Résonance Magnétique Cérébrale », Thèse de Doctorat, Université Joseph Fourier-Grenoble 1, 1999.
- [29] **A.Bocioaca, C.Badea, A.Ionides**, «A Software for Brain Segmentation from MRI Data-A Morphologie Based Approach», European Conference of Brain Research, 2000.
- [30] **G.Bueno, O.Musse, F.Heitz, J.p.Armspach**, «3D Watershed-Based Segmentation of Internal Structures within MR Brain Images», Article, San Diego, United States, June 2000.
- [31] **H. K.Hahn, Heinz-Otto Peitgen**, «The Skull Stripping Problem in MRI Solved by Single 3D Watershed Transform», Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention ,Miccai 2000.
- [32] **S.Hojjatoleslmi, F.Kruggel**, «Segmentation of Large Brain Lesions», IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001.

BIBLIOGRAPHIE

- [33] **C.Baillard, P.Hellier, C.Barillot**, «Segmentation of Brain 3D MR Images using Level Sets and Dense Registration ».Medical Image Analysis, vol. 5 (2001), 185-194.
- [34] **A. Sophie, L.Capelle** : « Segmentation d'Images IRM Multi-Echos Tridimensionnelles pour la Détection des Tumeurs Cérébrales par la Théorie de l'Evidence», Thèse de Doctorat, Université de Poitiers, 2002.
- [35] **X.Han, C.Xu, J.Prince**, «Topology Preserving Geometric Deformable Models for Brain Reconstruction», Geometric Level Set Methods in Imaging Vision and Graphics, 2003.
- [36] **Y-G.Kim, O-B.G, J-W Song**, «Brain Region Extraction and Direct Volume Rendering of MRI Head Data», International Conference on Computational and Information Science, 2004.
- [37] **A.Huang, R.Abugharbieh, R.Tam, A.Traboulsee**, «MRI Brain Extraction with Expectation Maximization and Geodesic Active Contours», IEEE International Symposium on Processing and Information Technology, 2006.
- [38] **S.Moussa, L.Toumi, A.Moussaoui**, « Système Coopératif de Classification Floue Possibiliste avec Rejet d'Ambiguïté: Application à la segmentation d'images IRM», International Conference on Computer Integrated Manufacturing , Université Ferhat Abbès de Sétif, 2007.
- [39] **S.Shen, AJ.Szameitat, A.Sterr**, « Detection of Infarct Lesions from single MRI Modality using Inconsistency between Voxel Intensity and Spatial Location: a 3D Automatic Approach», IEEE Transactions on Information Technology in biomedecine, 2008.
- [40] **H. Zouaoui**, « Clustering par Fusion Floue de Données appliqué à la Segmentation d'Images IRM », Mémoire de Magister, Université de BOUMERDES, 2008.
- [41] **M. Ahmed, D Bin Mohamed**, «Segmentation of Brain MR Images for Tumor Extraction by combining K-Means Clustering and Perona-Malik Anistropic Diffusion Model», International Journal of Image processing, 2(1), 2008.
- [42] **M.Hacini**, « Filtrage Anisotropique et Segmentation par Levels Sets : Application aux Images Médicales », Mémoire de Magister, Université Mentouri –Constantine, 2009.
- [43] **Y.Attal**, « Analyse des Lésions Cérébrales Ischémiques en Phase Aigüe, par imagerie par Résonance Magnétique de Diffusion : Méthode, Intégration logicielle et Evaluations Clinique », Thèse de doctorat, Université Paris, 2012.
- [44] **C. Feng, D. Zhao, M.Huang**, « Segmentation of Ischemic Stroke Lesion in Multi-spectral MR Images Using Weighting Suppressed FCM and Three Phase Level Set», Conference, Université Shenyang ,China,2015.

BIBLIOGRAPHIE

- [45] **M.Hammouda, I.M.Ramdane**, «Segmentation D'images Médicales Par Morphologie Mathématique », Mémoire de Fin d'Etudes, Université Abou-Bakr Belkaid-Tlemcen, 2015/2016.
- [46] **S.Merzoug**, « Segmentation Floue d'Images IRM basée sur d'Optimisation par Essaim Particulaire OEP (PSO) », Mémoire de Fin d'Etudes, Université de M'Silla, 2016.
- [47] **M.H.Bandaoud**, « Développement de Méthodes d'Extraction de Contours sur des Images à Niveaux de Gris », Thèse de Doctorat, Université des Sciences et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, 2016-2017.
- [48] **J.Lecoeur, C.Barillot**, « Segmentation d'Images Cérébrales : Etat de l'art », Rapport de recherche, Institut National De Recherche En Informatique et en Automatique, 2007.
- [49] **R.Teina**, « Les modèles déformables et Level Set (courbes de niveaux) », cours, Université Pierre et Marie Curie, 2006-2007.
- [50] **K.Mesloub**, « Analyse d'images IRM pour l'Etude de la Sclérose en Plaques ». Mémoire de Magister, Tizi-Ouzou, 2012.

WEBOGRAPHIE

- [1] <http://www.ticedu.uqam.ca>
- [5] [https://www.google.dz=les+bobines de l'IRM.](https://www.google.dz=les+bobines+de+l'IRM)
- [7] http://www.unifr.ch/neurology/assets/files/.../C_Pathologie_cerebrovasculaire.pdf
- [10] <http://fr.answers.yahoo.com/question/index>
- [12] http://fr.wikipedia.org/wiki/Imagerie_par_résonance_magnétique
- [13] http://fr.wikipedia.org/wiki/Bruit_numérique
- [14] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0221036304766111>