



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : DOUIDI Bochra

**Méthode coopérative pour la segmentation des
lésions ischémiques basée sur les techniques
FCM et LPE**

Soutenu le 22 Mai 2016 devant le Jury

M.	BESSAID Abdelhafid	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme.	FEROUI Amel	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
M.	LAZOUNI Mohammed El Amine	<i>MAB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2015-2016

Remerciements

A terme de ce travail que je présente aujourd'hui devant votre honorable assistance, j'adresse mes vifs remerciements à tous mes enseignants de l'université ABOU BEKR BELKAID de Tlemcen qui ont su distiller leur talent et leur savoir faire pour me transmettre leurs connaissances.

Avec beaucoup de gratitude et sincère dévouement, je remercie vivement mon encadreur Madame FEROUJ Amel, maître de conférences de classe B à l'université de Tlemcen, pour sa présence scientifique et humaine, et l'honneur qu'elle m'a fait en acceptant de m'encadrer.

Mes remerciements s'adressent également à Monsieur BESSAID Abdelhafid, professeur à l'université de Tlemcen, pour l'honneur qu'il m'a fait pour présider le jury de ce mémoire.

Je suis très honorée de la présence de Monsieur LAZOUNI Mohamed El Amine, maître assistant de classe B à l'université de Tlemcen, et le remercie pour avoir accepté de siéger dans ce jury et en être l'examineur du présent travail.

Je tiens à remercier l'ensemble du personnel du centre d'imagerie Dr. ABDELALI et ses collaborateurs et tout particulièrement Amina et Ibrahim de m'avoir par leurs dévouement et disponibilité facilité les notions pratiques de mon stage.

Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

Dédicaces

A mes très chers parents sans qui je ne serais ce que je suis aujourd'hui

A mes sœurs, mes plus beaux trésors

A mon frère Zakaria et mes adorables neveux Yacine et Mehdi

A Chaimaa et Salima

A ma famille et mes amis

A mon oncle Rahal Mokhtar

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I CONTEXTE MEDICAL	
1. Introduction	4
2. L'accident vasculaire cérébral	4
3. Les types d'AVC	4
3.1 Hémorragie intraparenchymateuse (HIP)	4
3.1.1 Définition.....	4
3.1.2 Etiologie.....	5
3.1.3 Symptômes et conséquences	5
3.2 Les accidents ischémiques cérébraux AIC	5
3.2.1 Définition.....	5
3.2.2 Etiologie.....	6
3.2.3 Symptômes et conséquences	6
3.3 Accidents ischémiques transitoires.....	7
3.3.1 Définition	7
3.3.2 Relations AIT/AIC	7
3.3.3 Symptômes les plus fréquents.....	7
4. Prise en charge des AVC à la phase aiguë.....	8
4.1 Données cliniques.....	8
4.2 Imagerie cérébrale	8
4.2.1 Scanner sans injection	8
4.2.2 IRM	10
4.2.3 La distinction AIC et HIP	11
4.2.4 La séquence de diffusion.....	12
5. Prise en charge thérapeutique	13
5.1 En cas d'AVC hémorragique	13
5.2 En cas d'AIC	13
5.2.1 La thrombolyse.....	14
6. Facteurs de risque	14
7. Conclusion	15

CHAPITRE II SEGMENTATION D'IMAGES IRM CEREBRALES

1. Introduction.....	17
2. Définition de la segmentation.....	17
3. Quelques méthodes de segmentation des images médicales	18
3.1 Approche région.....	18
3.1.1 Segmentation par seuillage.....	18
3.1.2 Croissance de régions (Region-grow).....	18
3.1.3 Classification déterministe non supervisée.....	20
3.1.4 Classification déterministe supervisée.....	22
3.2 Approche frontière ou contour	23
3.2.1 Modèles dérivatifs.....	23
3.2.2 Contour actif.....	23
3.3 Approche structurelles.....	24
3.3.1 Ligne de partage des eaux (Watershed).....	24
3.3.2 Les marqueurs.....	25
4. Conclusion.....	28

CHAPITRE III MISE EN ŒUVRE DE L'APPLICATION

1. Introduction	30
2. Etat de l'art	30
3. Base de données.....	32
4. Analyse à mener	33
5. Environnement de travail.....	35
6. Prétraitement.....	35
6.1 Filtrage	35
6.2 Extraction de l'encéphale.....	38
7. La coopération entre FCM et LPE.....	40
7.1 Détection de la région ischémique.....	41
7.2 Application de la ligne de partage des eaux.....	42
7.3 Présentation de la chaîne de traitement.....	42
7.4 Extraction des marqueurs.....	43
8. Résultats et discussion.....	44
8.1 Application de la LPE.....	44

8.2	Interprétation des résultats	45
9.	Conclusion.....	46
	CONCLUSION GENERALE.....	47
	BIBLIOGRAPHIE.....	50
	WEBOGRAPHIE.....	54
	ANNEXE.....	56

Liste des tableaux

Tableau 3.1	Critères de sélection des images de la base d'images	12
Tableau 3.2	Calcul de l'entropie et du PSNR sur les images filtrées	15
Tableau 3.3	Résultats du calcul du volume ischémique	16

Liste de figures

Figure 1.1	Scanner cérébral montrant un accident vasculaire cérébral ischémique de l'hémisphère droit (partie sombre à gauche de l'image).	9
Figure 1.2	Scanner (sans injection) : Hémorragie intraparenchymateuse de l'hémisphère gauche.	9
Figure 1.3	Accident ischémique aigu .IRM effectuée dix heures après la survenue d'un déficit moteur pur de l'hémicorps gauche.	10
Figure 1.4	Evolution de la zone de l'ischémie cérébrale en l'absence de recanalisation	14
Figure 2.1	Classification des différentes méthodes de segmentation évoquées dans ce travail	18
Figure 2.2	Principe de la croissance de région sur une image 2D : (a) image initiale à cinq niveaux de gris (point germe en rouge, en haut de l'image), (b) et (c) sont les étapes successives de la croissance de région jusqu'à obtention du résultat (d).	19
Figure 2.3	Segmentation d'une image IRM cérébrale à l'aide de l'algorithme de K-moyennes (a) Une IRM cérébrale d'un AVC (b) Classe -1- (c) Classe -2- (d) Classe -3-	21
Figure 2.4	(a) IRM cérébrale d'une tumeur (b) Segmentation de la tumeur par algorithme du contour actif	23
Figure 2.5	Principe de la ligne de partage des eaux par immersion (a) Immersion à partir des minima locaux (b) Croissance du niveau d'eau progressivement (c) Création des bassins versants (d) Construction des digues (lignes de partage des eaux)	24
Figure 2.6	Illustration de la distance euclidienne et de la distance géodésique.	25
Figure 2.7	Le résultat (b) du calcul de la fonction distance sur une image (a)	26
Figure 2.8	Illustration du principe des marqueurs sur une image gradient	27
Figure 3.1	Images IRM d'AIC qui apparaît en : (a) hypersignal sur les images pondérées en diffusion (b) hyposignal sur les images du coefficient de diffusion apparent	33
Figure 3.2	Schéma des différentes étapes du système d'analyse d'images IRM pour l'accident ischémique cérébral	34
Figure 3.3	Résultat du filtrage au filtre de Wiener (a) Image originale (b) Image filtrée	37
Figure 3.4	Résultat de la détection de l'encéphale par seuillage manuel (a) image originale (b) image binaire	39
Figure 3.5	Résultat final de la segmentation de l'encéphale (a) image originale (b) Le masque de	40

chaque image (c) Encéphale

- Figure 3.6** Résultat de la segmentation par FCM pour les différents cas présents **41**
- Figure 3.7** Résultat de la segmentation de la région ischémique par FCM (a) L'encéphale (b) Résultat de classification (c) La région ischémique **42**
- Figure 3.8** Extraction du marqueur interne le maximum de la fonction distance et le marqueur externe le périmètre de la région ischémique **43**
- Figure 3.9** Détection de la région ischémique **44**

Liste des abréviations

AVC	Accident Vasculaire Cérébral
AIC	Accident Ischémique Cérébral
IC	Infarctus Cérébral
HIP	Hémorragie Intra Parenchymateuse
HTIC	Hypertension Intra Crânienne
AIT	L'Accident Ischémique Transitoire
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique ou Images de Résonance Magnétique.
T1	Séquence T1.
T2	Séquence T2.
T2-FLAIR	Séquence T2 avec annulation du signal des liquides.
ADC	Apparent Diffusion Coefficient
rtPA	Recombinant Tissue Plasminogen Activator
FCM	Fuzzy Clustery Means
LPE	Ligne de Partage des Eaux

INTRODUCTION GENERALE

Le développement de la technologie et des sciences a toujours évolué dans la vision de répondre aux problématiques de la médecine. L'imagerie par résonance magnétique IRM en est une des solutions les plus innovantes, elle est l'association idéale des sciences physiques et informatiques mise au service de la médecine afin de comprendre et explorer et pas du moindre le corps humain, et tout particulièrement le cerveau qui détient la solution de toutes les énigmes mais qui en est la plus complexe.

L'IRM cérébrale offre un champ d'exploration large commençant par une fine résolution de l'anatomie du cerveau jusqu'à la visualisation de sa fonction grâce à l'IRM fonctionnelle. Cependant pour la mise en place d'un diagnostic et de traitements pour des lésions cérébrales internes, cela exige une analyse et une interprétation des images IRM avec précision. Une fois encore la science répond aux problématiques posées en proposant des outils d'analyse qualitatifs et quantitatifs assistant le médecin pour une interprétation précise et fiable. Parmi ces outils la segmentation d'images IRM qui constitue une étape primordiale et d'intérêt majeur pour la conception de systèmes d'aide au diagnostic pour différentes recherches comme la caractérisation des lésions ischémiques lors d'accident vasculaire cérébral afin d'évaluer le devenir des patients ou encore présenter une mesure des lésions de sclérose en plaques pour un suivi et une prise en charge optimale.

En effet la segmentation d'images IRM représente l'intérêt de plusieurs études mais la complexité structurelle des images et leur contraste souvent insuffisant rend son automatisation plus difficile.

L'accident vasculaire cérébral est une urgence clinique défini par une interruption brutale de la circulation sanguine dans le cerveau, causée généralement par une rupture dans le cas hémorragique ou par l'obstruction d'un vaisseau dans le cas ischémique. Cet arrêt brutal de l'irrigation sanguine entraîne une privation d'oxygène dans les zones cérébrales [2]. La gravité de l'accident va dépendre alors de la localisation et de l'étendue des zones cérébrales touchées. En 2010 la société algérienne de neurologie et neurophysiologie clinique enregistre 60.000 cas d'AVC par an et représente la première cause d'handicap en Algérie. En effet dans la moitié des cas, l'AVC entraîne des séquelles d'autant plus invalidantes que la prise en charge aura été effectuée tardivement [1, 3]. A ce jour les chercheurs songent à développer un système d'imagerie transportable de la taille d'un casque. [34]

Dans le cas d'accident ischémique cérébral la thrombolyse ou bien la fibrinolyse est le traitement à effectuer dans les 4 premières heures de la survenue de l'accident, afin de minimiser le risque d'handicap. Elle consiste à administrer par voie intraveineuse une molécule nommée rtPA capable de dissoudre le caillot sanguin obstruant l'artère dans des conditions cliniques précises. Parmi ces conditions la taille de la région ischémique représente un critère de traitement par thrombolyse car dans le cas où le volume de l'ischémie cérébrale est très grand, le traitement peut alors engendrer une hémorragie cérébrale.

Dans notre travail nous nous concentrons sur les images IRM cérébrales afin d'effectuer une segmentation des régions ischémiques cérébrales par une méthode semi-automatique coopérant entre l'algorithme de FCM et LPE. Cette approche proposée consiste d'abord à extraire l'encéphale sur les images pondérées en diffusion à l'aide d'un seuillage et

d'opérations morphologiques. Puis nous effectuons une segmentation en région par l'algorithme de FCM afin d'extraire les caractéristiques de la région ischémique pour contribuer à l'amélioration de la détection de la région ischémique par LPE.

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres présentant les différents aspects de notre travail de Master.

Le premier chapitre est consacré à l'étude générale de l'accident vasculaire cérébral. Ensuite nous introduisons les notions nécessaires pour appréhender l'analyse des images IRM cérébrales.

Dans le deuxième chapitre nous décrivons un certain nombre de méthodes de segmentation d'images IRM soit par approche contour ou région ou par approche structurelle en mettant le point sur les méthodes FCM et LPE.

Le troisième chapitre est consacré à l'application de la méthode proposée. Nous exposant alors les résultats obtenus et leur validation.

Nous terminons ce modeste mémoire par une conclusion et les perspectives de ce travail.

CHAPITRE I

CONTEXTE MEDICAL

1. Introduction

Dans ce premier chapitre, nous présenterons le cadre biomédical de notre travail.

Nous aborderons ainsi trois grandes lignes. La première étant la définition et la reconnaissance des types d'accident vasculaire cérébral, chacun son étiologie, et symptomatologie ainsi que ces conséquences. Deuxièmement le diagnostic clinique et para clinique et la prise en charge à la phase aiguë. Enfin nous terminerons ce chapitre par une prévention sur les facteurs à risques de survenue d'accidents vasculaires cérébraux.

2. L'accident vasculaire cérébral

L'accident vasculaire cérébral représente aujourd'hui la **première cause de handicap**, la seconde cause de démence et la troisième de décès en Algérie, elle compte chaque année **40 000** nouveaux cas, de 30 à 80 ans. [1]

L'OMS définit l'accident vasculaire cérébral (AVC) comme le résultat de l'interruption de la circulation sanguine dans le cerveau, en général quand un vaisseau sanguin éclate ou est bloqué par un caillot. L'apport en oxygène et en nutriments est stoppé, ce qui endommage les tissus cérébraux. [2]

La gravité de l'accident vasculaire cérébral va dépendre de la localisation et de l'étendue des zones cérébrales touchées.

L'AVC est de nature ischémique (constitué ou transitoire) dans 80 % des cas et hémorragique dans 20 % des cas.

3. Les types d'AVC

3.1 Hémorragie intraparenchymateuse (HIP)

3.1.1 Définition

Lors d'une hémorragie cérébrale, la circulation sanguine est brutalement stoppée car un vaisseau s'est rompu. Non seulement des zones du cerveau ne sont plus irriguées, mais le sang qui s'échappe du vaisseau exerce une pression sur les tissus cérébraux environnants, ce qui peut les détruire. [3]

Suivant la localisation du vaisseau, l'hémorragie peut être méningée par rupture d'un anévrisme artériel au sein des espaces sous-arachnoïdiens, intra cérébral (dit aussi intraparenchymateux) et peut être associée à une inondation ventriculaire. L'hématome se forme rapidement, donnant des signes neurologiques focaux d'apparition brutale en rapport avec les structures détruites ou comprimées par la lésion.

Par ailleurs il se constitue un œdème autour de l'hématome, qui aggrave la compression du cerveau dans la boîte crânienne, entraînant ou aggravant une hypertension intracrânienne (HTIC). L'hématome peut se rompre dans un ventricule cérébral.

Parfois lors d'accidents hémorragiques il y a aussi une libération d'ions calcium qui induisent un vaso-spasme brutal à l'origine d'accidents ischémiques. [4]

3.1.2 Etiologie

Dans 20 % des cas, l'AVC est causé par une hémorragie cérébrale. S'il s'agit de la cause la moins fréquente, elle est également la plus grave. Cette hémorragie peut être en rapport avec différentes causes :

- La rupture d'un anévrisme (petite déformation fragile d'un vaisseau sanguin)
- L'hypertension artérielle qui peut faire éclater un vaisseau
- Une tumeur cérébrale ou encore
- Des problèmes de coagulation.

3.1.3 Symptômes et conséquences

La symptomatologie dépend de la localisation de l'HIP :

- Hématomes hémisphériques profonds (noyaux gris).
- Hématomes cortico-sous-corticaux ou « lobaires ».
- Hématomes sous-tentoriels (protubérance, cervelet).

Les céphalées sont classiquement plus sévères qu'en cas d'AIC et les troubles de la conscience plus précoces.

En réalité, la symptomatologie clinique ne permet jamais de distinguer une HIP d'un AIC : l'imagerie cérébrale est indispensable dans tous les cas. [5]

3.2 Les accidents ischémiques cérébraux AIC

3.2.1 Définition

Ou encore appelés «infarctus cérébral »(IC) sont dus à l'occlusion d'une artère cérébrale ou à destination cérébrale (carotides internes ou vertébrales). Le cerveau est donc partiellement privé d'oxygène et de glucose. Cette occlusion entraîne un infarctus cérébral (appelé également ramollissement cérébral). [4]

3.2.2 Etiologie

Les accidents ischémiques représentent 80 % des cas d'AVC, il en 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.

Le déficit concerne un territoire bien défini du cerveau : il est dit systématisé.

3.2.3 Symptômes et conséquences

On peut distinguer les AIC carotidiens, les AIC vertébro-basilaires et les petits infarctus profonds.

Sont évocateurs d'accidents dans le territoire carotidien, les symptômes suivants, ce d'autant plus qu'ils sont associés :

- La cécité monoculaire traduisant une ischémie dans le territoire de l'artère ophtalmique homolatérale ;
- L'hémiplégie, d'intensité variable, de topographie typiquement brachiofaciale pour les accidents sylviens superficiels, ou crurale pour les cérébraux antérieurs, mais pouvant atteindre tout un hémicorps dans les territoires sylviens profonds ou totaux ;
- Les troubles sensitifs unilatéraux : paresthésies, hypoesthésie d'un hémicorps, extinction sensitive ou astéréognosie ;
- Les troubles du langage : suspension du langage, manque du mot, jargonophasie, troubles de la compréhension (lésion de l'hémisphère majeur), pouvant s'associer à des troubles de la lecture ou du calcul ;
- Une hémiasomatognosie, une anosognosie, des troubles de l'orientation spatiale (lésion de l'hémisphère mineur).

Sont évocateurs d'ischémie dans le territoire vertébrobasilaire les symptômes suivants, volontiers associés entre eux :

- Troubles moteurs et/ou sensitifs atteignant un ou plusieurs membres, homo ou controlatéraux ;

➤ 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 ;

➤ Diplopie (liée à une paralysie oculomotrice), dysarthrie, troubles de la déglutition.

[6]

3.3 Accidents ischémiques transitoires

3.3.1 Définition

L'accident ischémique transitoire (AIT) est un déficit neurologique focal d'origine ischémique d'installation brutale et entièrement régressif en moins de 24 heures (le plus souvent en moins de 30 minutes). Sa durée doit dépasser quelques dizaines de secondes. Son diagnostic est difficile, du fait même de la brièveté du phénomène et dépend de la qualité de l'interrogatoire.

3.3.2 Relations AIT/AIC

Elles sont très étroites :

Les causes sont les mêmes que celles de l'AIC ;

➤ 30 % des AIC sont précédés d'AIT ;

➤ 25 % des patients ayant eu un AIT vont présenter un AIC constitué dans les 5 ans qui suivent, avec risque maximal au cours des premiers mois : l'AIT est donc une véritable urgence, car il peut annoncer l'imminence d'un AIC constitué (« syndrome de menace cérébrale »).

3.3.3 Symptômes les plus fréquents

On peut noter :

➤ Cécité monoculaire transitoire (occlusion de l'artère centrale de la rétine, branche de l'ophtalmique).

➤ Hémiplégie et/ou hémianesthésie;

➤ Trouble du langage (aphasie)

➤ Trouble de l'équilibre.

➤ Déficit bilatéral des membres inférieurs (dérobement des jambes), dit *drop attack*.

• Une perte de connaissance, une confusion, une amnésie aiguë, une faiblesse généralisée transitoire ne correspondent pas à des symptômes évocateurs d'AIT. [5]

4. Prise en charge des AVC à la phase aiguë

L'AVC justifie une hospitalisation en urgence en unité neurovasculaire pour :

- Confirmation diagnostique 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.

4.1 Données cliniques

L'interrogatoire du patient et de son entourage doit être minutieux. L'élément crucial est la connaissance de l'**heure de début** des symptômes puisqu'elle va conditionner le traitement initial. En absence de témoin, l'heure de début est définie comme l'heure où le patient a été vu la dernière fois intègre sur le plan neurologique.

Le contexte dans lequel survient l'AVC est également détaillé : au repos, au lever, au cours d'un effort, de la pratique d'un sport (en particulier notion de traumatisme cervical). Le mode d'installation est précisé : brutal, d'emblée maximal, progressif, par palier ou par à-coups, précédé de signes prémonitoires (accident neurologique transitoire, céphalées).

L'anamnèse recherche notamment l'existence de facteurs de risque vasculaire, d'antécédents cardiaques, d'infection récente, de consommation de toxiques et la prise de traitements modifiant l'hémostase. Les antécédents médicaux du patient et une éventuelle perte d'autonomie doivent être recueillis.

L'examen clinique est très important. Les données neurologiques permettent souvent de situer la lésion à l'aide des signes de localisation à l'hémisphère droit ou gauche et à l'étage sus ou sous-tentorial, d'évaluer la gravité mais ne permettent pas de préciser le type hémorragique ou ischémique de l'AVC. Le reste de l'examen peut orienter vers des affections simulant un AVC ou suggérer diverses causes d'AVC.

4.2 Imagerie cérébrale

L'IRM est l'examen de référence pour confirmer le diagnostic d'AVC. En cas de non-accessibilité un scanner peut être réalisé.

4.2.1 Scanner sans injection

Dans les premières heures Il présente les caractéristiques suivantes :

- En cas d'infarctus cérébral :

Le scanner sans injection est souvent normal.

Les signes précoces possibles :

- Hyperdensité artérielle (artère sylvienne « trop belle ») témoignant du thrombus dans l'artère
- Effacement des sillons corticaux
- Dédifférenciation substance blanche/substance grise : atténuation du manteau cortical de l'insula
- Atténuation du noyau lenticulaire



Figure 1.1 Scanner cérébral montrant un accident vasculaire cérébral ischémique de l'hémisphère droit (partie sombre à gauche de l'image)

▪ En cas d'hémorragie intraparenchymateuse : hyperdensité spontanée.



Figure 1.2 Scanner (sans injection) : Hémorragie intraparenchymateuse de l'hémisphère gauche

▪ Au-delà de la 6e heure : L'hypodensité de l'infarctus cérébral apparaît et s'accroît les premiers jours. Elle est systématisée au territoire artériel infarcté. Elle entraîne, après plusieurs mois, une dilatation du ventricule en regard et à une atrophie localisée du parenchyme.

4.2.2 IRM

Sa sensibilité est nettement supérieure à celle du scanner. Le protocole d'urgence comporte 4 séquences :

- **Diffusion (DWI)**: elle visualise l'infarctus cérébral de manière très précoce (quelques minutes) sous la forme d'une hyper intensité
- **T2/FLAIR**: elle visualise l'infarctus cérébral récent au bout de quelques heures et permet aussi l'identification des AVC plus anciens et des anomalies de la substance blanche (leucoencéphalopathie)
- **T2* (ou écho de gradient)**: elle visualise toute lésion hémorragique intra parenchymateuse.

▪ **Time of flight**(c'est-à-dire « temps de vol », ou 3D-ToF) :

Séquence d'angio-RM (ARM) réalisée sans injection de produit de contraste, pour l'étude des branches du polygone de Willis et la visualisation d'une éventuelle occlusion artérielle.

▪ **La séquence de perfusion**: non obligatoire et réservée à quelques centres spécialisés, visualise la zone hypo perfusée. La soustraction entre perfusion et diffusion permet d'identifier la zone de pénombre où les lésions sont réversibles, qui constitue la cible des stratégies thérapeutiques de re-perfusion.

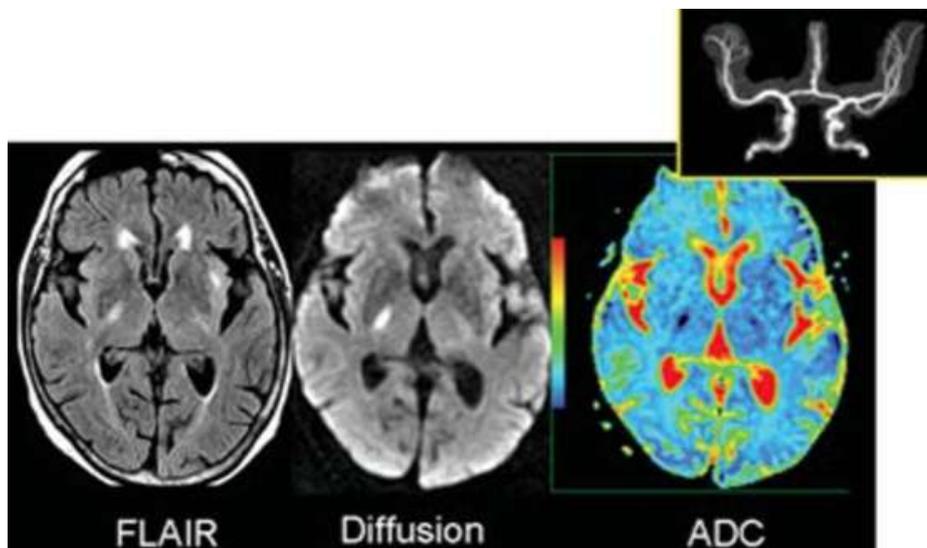


Figure 1.3 Accident ischémique aigu .IRM effectuée dix heures après la survenue d'un déficit moteur pur de l'hémicorps gauche

4.2.3 La distinction AIC et HIP

L'imagerie cérébrale est seule capable de distinguer les deux types d'AVC. Le scanner est de loin l'examen le plus souvent réalisé (sans injection de produit de contraste), mais l'IRM est l'examen de référence.

▪ Sémiologie de l'hémorragie intraparenchymateuse

La sémiologie IRM de l'hématome aigu est plus complexe qu'en scanner : au stade hyper-aigu (premières heures), le centre de l'hématome est en hypersignal en séquence pondérée T2* ou T2, en isosignal en séquence pondérée T1, du fait de la présence d'oxyhémoglobine. Une couronne d'hyposignal périphérique en séquence pondérée T2* et à un moindre degré en séquence pondérée T1, signe le passage au stade de désoxyhémoglobine. La présence de désoxyhémoglobine, contraste endogène paramagnétique, est quasi systématiquement observée dans les 6 premières heures après la survenue d'un hématome intra parenchymateux. C'est donc un élément sémiologique important pour le diagnostic d'hématome aigu.

La présence d'un hypersignal franc en séquence T2, l'hétérogénéité de la lésion, l'existence précoce d'une réaction œdémateuse et d'un effet de masse ainsi que l'existence d'une hémorragie intra ventriculaire associée sont autant de signes en faveur d'un hématome. Une étude récente multicentrique a montré que le diagnostic d'hématome aigu en IRM est facile, puisque la sensibilité de l'IRM atteint 100 %.

Il faut cependant souligner que l'hématome aigu en **diffusion** présente un **hypersignal** avec une **baisse d'ADC**. Cet aspect peut être trompeur puisqu'il est semblable à celui d'un accident ischémique au stade aigu. Outre le diagnostic d'hématome, la séquence en écho de gradient **T2*** détecte les **transformations hémorragiques** au sein de lésions ischémiques artérielles. C'est aussi la séquence de choix pour la visualisation de « microbleeds » ou foyers hémorragiques anciens. Ces derniers seraient un marqueur de pathologie des petites artères intracrâniennes, et constitueraient un paramètre prédictif du risque hémorragique, sous traitement anticoagulant ou thrombolytique. [6]

▪ Sémiologie de l'ischémie aiguë

Grâce à la suppression de l'hypersignal du liquide cébrospinal, la séquence FLAIR, est aujourd'hui la séquence de référence en pathologie ischémique aiguë. Les séquences pondérées T2, dont fait partie la séquence FLAIR, sont très sensibles pour détecter

l'augmentation du **contenu en eau** des tissus et permettent la mise en évidence de l'**œdème intracellulaire**, ou œdème cytotoxique, qui va se traduire par un **hypersignal**.

En séquence FLAIR, les hypersignaux corticaux peuvent être visibles bien avant la 8^e heure.

La séquence pondérée **T1** est beaucoup moins sensible au stade précoce que la séquence FLAIR. L'œdème intraparenchymateux apparaît en effet plus tardivement sous la forme d'un **hyposignal**. L'occlusion artérielle se traduira par un **hyposignal intra-artériel** en séquence **T2***, et par un **hypersignal intra-artériel** en séquence pondérée **T2** ou **FLAIR** en raison de la **disparition** de l'hyposignal intra vasculaire liée au **flux** ou « flow void ».

4.2.4 La séquence de diffusion

L'imagerie de diffusion permet de visualiser l'ischémie parenchymateuse avant la fin de la première heure chez l'homme avec une excellente sensibilité, puisqu'elle dépasse 90 % [6].

Sur le plan technique, pour rechercher une lésion ischémique, on effectue habituellement deux acquisitions successives, l'une sans pondération en diffusion ($b = 0$ s/mm²), l'autre avec pondération en diffusion ($b = 1\ 000$ s/mm²). À partir de ces deux acquisitions, il est possible de calculer un **coefficient apparent de diffusion** (ADC).

Pour l'interprétation, on peut se servir soit des images pondérées en diffusion soit des cartes d'ADC. Sur les images pondérées en diffusion, les lésions pour lesquelles la diffusion est diminuée (ex. ischémie au stade aigu) apparaîtront en hypersignal avec une baisse d'ADC sur les cartes d'ADC (Figure 1.3). Cette restriction des mouvements de diffusion, qui s'accompagne d'une baisse d'ADC, est habituellement attribuée à la présence d'un œdème cytotoxique qui survient rapidement après un accident ischémique artériel. Lorsque l'apport en oxygène diminue, l'arrêt de la pompe Na/ K entraîne une redistribution d'eau du milieu extra vers le milieu intracellulaire, à l'origine d'un œdème cytotoxique et d'une diminution de la diffusion de l'eau dans l'espace extracellulaire, à l'origine de l'hypersignal observé sur les images de diffusion.

Ainsi, lorsque l'on suspecte un accident ischémique artériel, on recherchera simplement une zone en **hypersignal** sur les images pondérées en diffusion. La reproductibilité inter-observateur et intra-observateur de l'imagerie de diffusion pour le diagnostic d'accident ischémique aigu est excellente. Il faut ensuite s'assurer que cet hypersignal correspond à une baisse d'ADC, avant de conclure à un accident ischémique récent.

En effet, tout hypersignal sur les images pondérées en diffusion n'est pas synonyme d'une baisse de l'ADC et l'interprétation isolée des images pondérées en diffusion peut être source d'erreurs diagnostiques. La principale source d'erreur vient du fait que les images pondérées en diffusion sont très pondérées en T2 et par conséquent, toute lésion en hypersignal en T2 peut rester en hypersignal en diffusion, sans pour autant qu'il y ait de baisse d'ADC.

Enfin, l'imagerie de diffusion permet de distinguer les lésions ischémiques anciennes en hyposignal en diffusion avec augmentation de l'ADC des lésions ischémiques récentes.

L'injection de gadolinium n'est pas nécessaire au stade aigu, sauf s'il existe un doute avec une lésion non ischémique, ou si l'on effectue une IRM de perfusion. [6]

5. Prise en charge thérapeutique

5.1 En cas d'AVC hémorragique

Le traitement est avant tout chirurgical.

Quand l'examen d'imagerie révèle que l'AVC a été provoqué par une hémorragie cérébrale qui est importante, le premier geste est chirurgical.

Le neurochirurgien retire le sang accumulé et draine le liquide céphalo-rachidien afin de réduire la pression à l'intérieur du crâne.

En présence d'un anévrisme, le neurochirurgien peut procéder à une intervention qui consiste à clipper l'anévrisme afin de le séparer du reste de la circulation.

Lorsque cela est possible, la technique de l'embolisation est toutefois préférée. Elle consiste à remplir l'anévrisme avec un filament de platine afin d'éviter qu'il ne saigne à nouveau. [3]

5.2 En cas d'AIC

Autour d'un noyau central où la nécrose tissulaire s'installe très rapidement, il existe une « zone de pénombre » où les perturbations restent réversibles si le débit sanguin cérébral est rétabli rapidement (six premières heures environ). Cette zone constitue la cible des traitements d'urgence de l'ischémie cérébrale. (Figure 1.4)

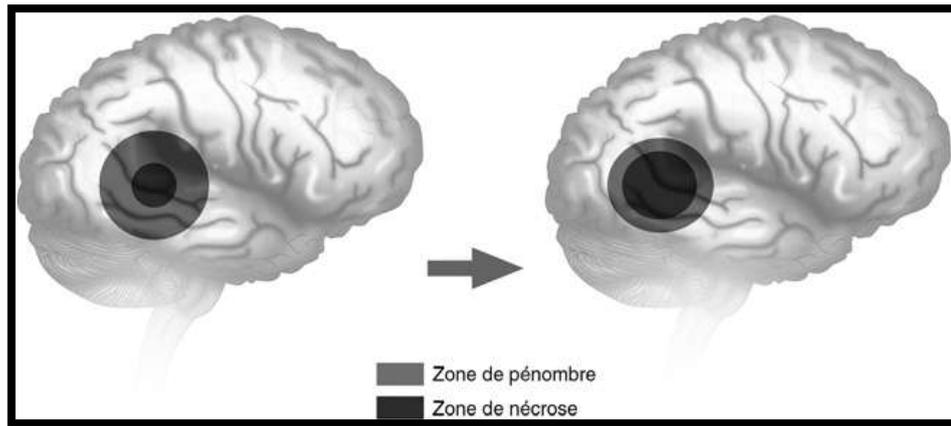


Figure 1.4 Evolution de la zone de l'ischémie cérébrale en l'absence de recanalisation

Deux grandes voies thérapeutiques sont théoriquement possibles :

- Désobstruction du vaisseau sanguin (thrombolyse) ;
- Eviter la cascade de réactions biochimiques liées à l'ischémie cérébrale aboutissant à la mort neuronale par afflux calcique intracellulaire (neuroprotection). [5]

5.2.1 La thrombolyse

La thrombolyse est le **traitement** de base d'un **infarctus cérébral** qui consiste en l'administration par **voie veineuse** d'une molécule nommée **rtPA** « recombinaut tissule plasminogenactivator » ou « activateur tissulaire du plasminogène recombinaut », capable de **dissoudre** le **caillot** sanguin obstruant l'artère. Ce traitement doit être administré dans les 4 heures et demie suivant l'AVC, le plus tôt étant le mieux. Il augmente de 30 % le nombre de patients guéris ou ne présentant que des séquelles minimales. Il comporte néanmoins un risque d'hémorragie cérébrale et son utilisation doit donc se faire dans des conditions rigoureuses. La fenêtre thérapeutique étant étroite, le nombre de patients pouvant recevoir ce traitement est faible. [7]

6. Facteurs de risque

Les facteurs de risque sont classés en trois catégories : majeurs, moyens et faibles ou discutés, en fonction de leur risque relatif (risque de faire un AVC si l'on possède le facteur de risque par rapport au risque en l'absence du facteur de risque) :

- **Risques majeurs**
 - Niveau de pression artérielle (notamment l'hypertension artérielle)
 - Fibrillation auriculaire ;
 - Arythmie cardiaque;

- Alcoolisme chronique sévère.
- Âge (augmentation de la rigidité vasculaire).
- **Risques moyens**
 - Diabète.
 - Tabac.
 - Infections.
 - Antécédents familiaux.
- **Risques faibles ou discutés**
 - Hypercholestérolémie.
 - Migraine avec aura.
 - Obésité.

Un état dépressif semble être corrélé avec un risque plus important de survenue d'un accident vasculaire cérébral. [4]

Selon le guide de prévention de l'accident vasculaire cérébral édité en 2011 par l'*American Heart Association*, les personnes ayant de saines habitudes de vie réduisent de 80 % leur risque de subir un premier AVC par rapport à celles qui négligent les facteurs de risque.

7. Conclusion

Dans ces précédents paragraphes ,nous avons constaté que l'imagerie par résonance magnétique était la technique de référence dans le diagnostic des accidents cérébraux , ce qui incite à la volonté de l'exploration optimale des informations détenues en mettant en œuvre la puissance des méthodes de traitement et d'interprétation des images médicales dont la segmentation qui constitue une étape importante qui a pour but de partitionner l'image en ensemble de régions cohérentes.

Ainsi, dans le prochain chapitre, nous effectuons une rétrospective des différentes méthodes de segmentation d'images essentiellement des images IRM cérébrales.

CHAPITRE II

METHODES DE SEGMENTATION DES IMAGES IRM CEREBRALES

1. Introduction

La segmentation n'est pas l'ultime étape pour l'interprétation d'images médicales mais elle représente une étape rude et indispensable pour un expert. Quelle soit manuelle ou bien automatique elle permet de mettre en évidence des régions d'intérêt qui nécessite une certaine précision pour une meilleure interprétation pour une mise au point d'un diagnostic ou d'un pronostic fiable. C'est pour toutes ces raisons que nous nous intéressons à la segmentation d'images IRM cérébrales dans le cas des accidents vasculaires cérébraux.

Cette partie du traitement d'image ne manque pas de méthodes aussi innovantes les unes que les autres, chacune apporte une réponse de par son concept ou par son application à la résolution de différentes problématiques. Dans ce chapitre nous présenterons les méthodes dites courantes qui ont fait leur preuves dans la segmentation d'images médicales en mettant le point sur l'approche de classification floue (FCM) et la ligne de partage des eaux qui constituent pour notre travail les principales méthodes de segmentation.

2. Définition de la segmentation

La segmentation d'images est l'un des problèmes phares du traitement d'images. Elle consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions connexes. L'intérêt de ces régions est de pouvoir être manipulées ensuite via des traitements de haut niveau pour extraire des caractéristiques de forme, de position ou de taille.

Le problème est évidemment très mal posé, car on ne sait jamais dire quelle est la segmentation idéale. L'idée est bien sûr que la région se rapproche de la notion d'objet, au sens courant du terme. Néanmoins, on peut dégager des propriétés plus raisonnables qu'on cherche à obtenir dans un algorithme de segmentation, en particulier qui est la stabilité lors d'une légère variation des conditions d'acquisition (bruit, illumination, point de vue) et la régularité des régions obtenues qui doivent être simples à manipuler (taille suffisante, forme régulière). [8]

Dans les paragraphes qui suivent nous allons présenter quelques méthodes de segmentation des images médicales.

3. Quelques méthodes de segmentation des images médicales

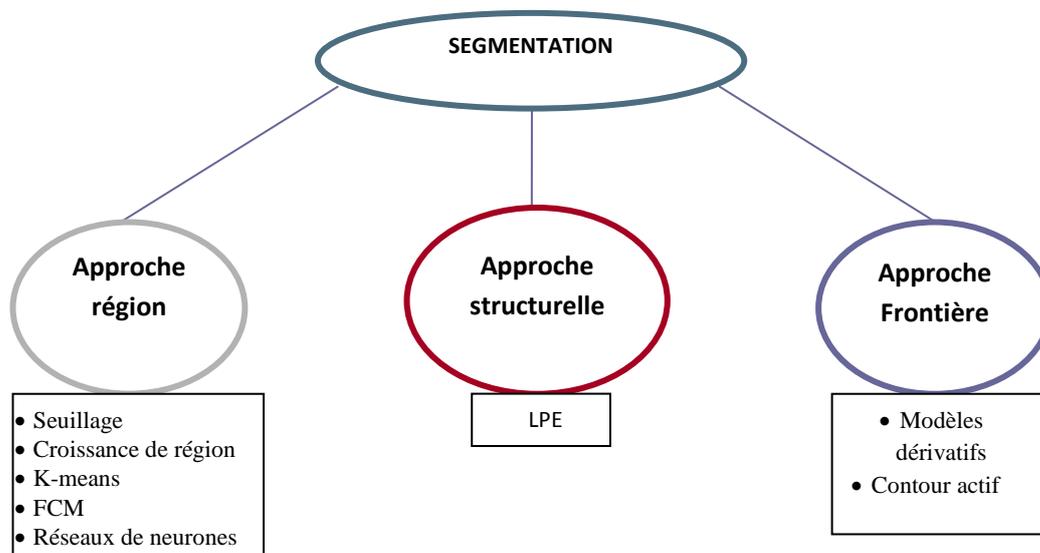


Figure 2.1 Classification des différentes méthodes de segmentation évoquées dans ce travail

3.1 Approche région

L'approche région consiste à identifier et à localiser les ensembles connexes des pixels d'une image.

3.1.1 Segmentation par seuillage

Le seuillage est l'une des méthodes les plus connues et la plus facile dans la segmentation d'images en régions, qui consiste à rassembler les pixels, d'intensités inférieures à une valeur de seuil, en une classe et ceux d'une intensité plus grande en une autre classe.

Le choix de ce seuil peut se faire après analyse de l'histogramme de l'image par un expert ou bien automatiquement grâce à l'algorithme d'Otsu comme exemple courant.

Cependant cette méthode est généralement utilisée sous le contrôle d'un expert ce qui fait d'elle une méthode semi-automatique.

3.1.2 Croissance de régions (Region-grow)

La méthode de croissance de région est une méthode de segmentation itérative souvent utilisée qui consiste à faire croître chaque région autour d'un pixel de départ appelé, germe ou graine. L'algorithme propose deux étapes à suivre.

La première consiste à initialiser un pixel selon un critère de similarité choisi par l'expert elle peut être :

- La variance des niveaux de gris de l'image associé aux points de la région R qui est

inférieure à un seuil préfixé.

- La différence entre niveaux de gris de la région en cours de formation et le niveau de gris du pixel candidat.
- La différence entre la moyenne des niveaux de gris de la région en cours de formation et le niveau de gris du pixel candidat. [9]

La seconde correspond à ajouter les pixels voisins à celui choisi et enfin constituer une région homogène.

Cette méthode présente des analogies avec le système de vision humaine puisque quand on regarde une image, on commence toujours par un point particulier, puis on cherche ensuite à reconnaître l'objet autour de ce point. Ici, l'image est d'abord divisée en cellules de ($k*k$) pixels (avec $k=2, 4, \text{ ou } 8$). Ensuite, on balaye l'image de gauche à droite et de haut en bas. Dès qu'on rencontre une cellule comme le germe d'une nouvelle région, on teste la similitude entre la cellule en cours et la cellule-germe pour chaque cellule adjacente à cette région. Le test utilisé est le test d'homogénéité de Kormognov-Smirnov sur les histogrammes de niveaux de gris des deux cellules. Si le résultat du test est nul (c'est-à-dire que les deux cellules sont similaires), alors la cellule en cours sera intégrée à la région, et la forme de celle-ci sera recalculée. La croissance ultérieure de cette région se fera en utilisant sa nouvelle forme. Cette procédure est répétée jusqu'à ce que l'on ne trouve plus de cellules pouvant être ajoutées à la région en cours. La région trouvée est enregistrée et on commence une nouvelle itération de l'algorithme. La segmentation est terminée lorsque toutes les cellules sont traitées. [9]

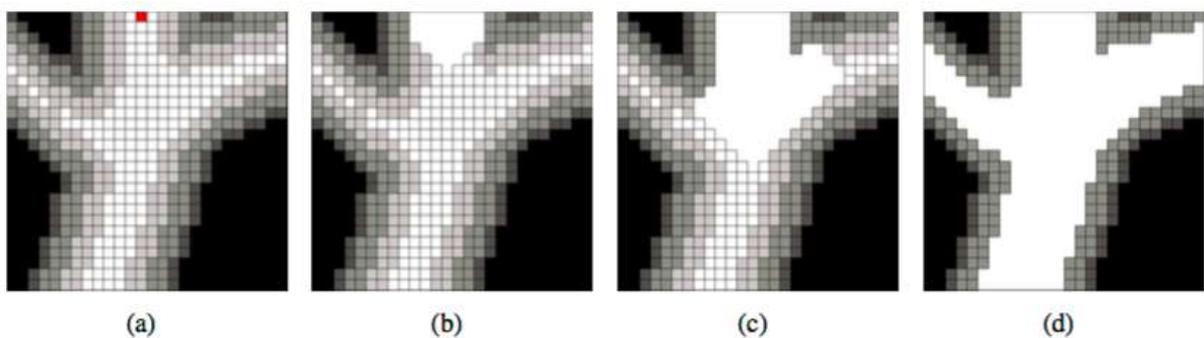


Figure 2.2 Principe de la croissance de région sur une image 2D : (a) image initiale à cinq niveaux de gris (point germe en rouge, en haut de l'image), (b) et (c) sont les étapes successives de la croissance de région jusqu'à obtention du résultat (d).

La classification est une étape très répandue qui a pour but de partitionner l'image en plusieurs classes, utilisé dans la segmentation d'objets à proprement parler.

3.1.3 Classification déterministe non supervisée

➤ *K-moyennes*

L'algorithme des k-moyennes classe les objets selon leurs attributs en k classes (ou clusters) en supposant que les attributs des objets forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance intra-cluster.

Cet algorithme est très populaire car extrêmement rapide en pratique. Il associe chaque pixel à la classe dont la moyenne des intensités est la plus proche de la sienne. Puis, en fonction de la classification obtenue les moyennes de chaque classe sont recalculées. Cette approche a été utilisée pour segmenter le cerveau avec des résultats plutôt satisfaisants mais la qualité non constante de la solution en fait un algorithme à proscrire pour une automatisation du travail. [11,13]

• **Algorithme**

Soit $X = \{x_k/k = 1 \dots n\}$ un sous-ensemble d'un espace n -dimensionnel. Une partition de X en c classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints $C_1 \dots C_c$, tel que $C_i \cap C_j = \emptyset$ pour $i \neq j$. Chaque vecteur x_k est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche. La fonction objective correspondante s'exprime sous la forme

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik} d^2(x_k, v_i) \quad (2.1)$$

Où

v_i : désigne le prototype (centroïde) de cette classe.

d : mesure la similarité entre le prototype et le vecteur de données.

U_{ik} : est un indicateur binaire $\in \{0,1\}$ désignant l'appartenance ou non du vecteur x_k à la classe C_i ($u_{ik} = 1$ si $x_k \in C_i$ et $u_{ik} = 0$ sinon, $\forall i = 1 \dots c$ et $x_k \in X$)

L'indicateur d'appartenance U_{ik} s'exprime comme suit :

$$u(x_k, v_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } d(x_k, v_i) = \min_c d(x_k, v_c) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.2)$$

L'optimisation se fait de manière itérative. [15]

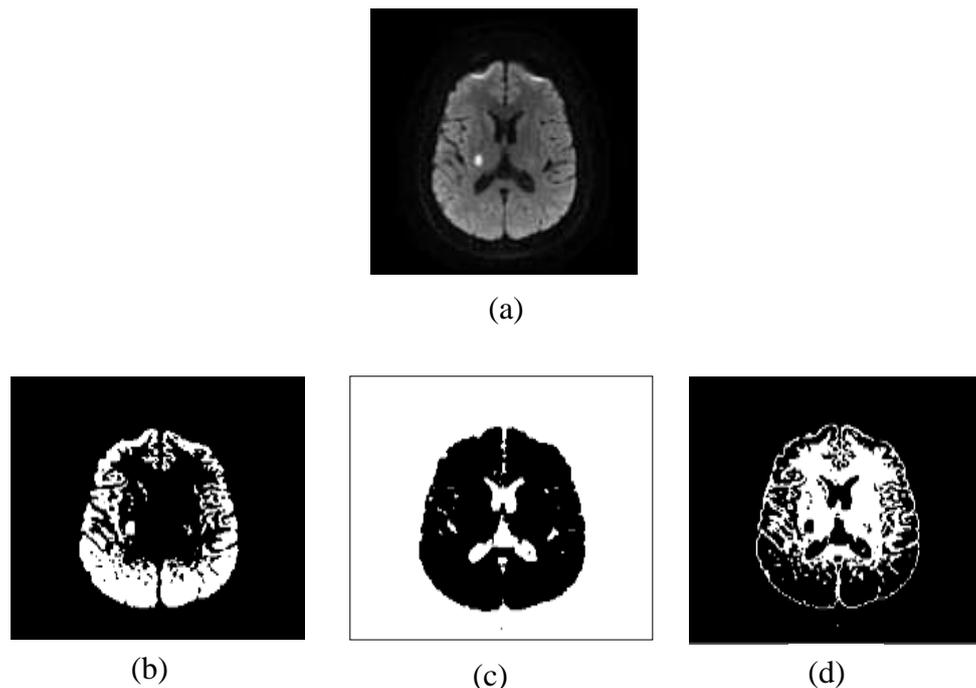


Figure 2.3 Segmentation d'une image IRM cérébrale à l'aide de l'algorithme de K-moyennes (a) Une IRM cérébrale d'un AVC (b) Classe -1- (c) Classe -2- (d) Classe -3-

➤ C-Moyennes Floues (fuzzy c-means- FCM)

L'algorithme des C-moyennes floues généralise l'algorithme des k-moyennes, et associe à chaque pixel une mesure floue, un degré d'appartenance, aux différentes classes [11].

Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, l'algorithme FCM utilise un critère de minimisation des distances intra-classes et de maximisation des distances interclasses, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont :

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centroïdes des classes.
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes.
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère. [16]

La fonctionnelle L à minimiser est :

$$L = J_w(x, v; y) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (x_{ik})^w \|y_k - v_i\|_A^2 \quad (2.3)$$

où n est le nombre de points à traiter, c le nombre de classes désirées, $w \in [1, +\infty]$ est le poids de fuzzycation, $v = (v_1, \dots, v_c)$ est le vecteur des centres de classes, $\|\cdot\|_A$ est un produit scalaire où A est une matrice définie positive et $x = [x_{ik}] \in \mathbb{R}^{c \times n}$, avec $x_{ik} \in [0, 1] \forall 1 \leq i \leq c$ et $1 \leq k \leq n$, est la c -partition floue de y et doit vérifier :

$$\sum_{i=1}^c x_{ik} = 1 \text{ pour } 1 \leq k \leq n, \sum_{i=1}^c x_{ik} > 0 \text{ pour } 1 \leq i \leq c \quad (2.4)$$

Xue et coll. utilise les FCM pour combiner le filtre moyen au filtre médian local afin de réaliser la segmentation locale de volumes IRM de cerveaux [17] *Pham et coll.* ainsi que Jiang et coll. utilisent les inhomogénéités d'intensité des volumes IRM et obtiennent ainsi un FCM adaptatif qui permet une meilleure segmentation [11, 19, 20, 21, 22] Baumgartner et al. ont ainsi utilisé la FCM pour segmenter les régions activées (simulation et aires motrices) du cerveau. Les pixels étant représentés par leur niveau de gris, les auteurs ont montré non seulement que l'algorithme avait des performances comparables à l'analyse de corrélation standard (avec l'avantage de ne nécessiter aucune connaissance a priori sur le paradigme), mais aussi que la FCM détectait des zones effectivement activées qui restaient silencieuses avec la corrélation. En IRM traditionnelle, Clark et al. ont utilisé les c -moyennes floues comme étape d'initialisation à un système expert pour segmenter des volumes de tumeur ou d'œdème sur des images IRM cérébrales. [16]

3.1.4 Classification déterministe supervisée

➤ Réseaux de neurones

Classiquement, en segmentation d'images médicales, les réseaux de neurones sont utilisés comme classifieur. Les poids synaptiques sont déterminés par apprentissage sur une base d'image dont le résultat de segmentation est connu, on parle alors de réseau de neurones supervisé. Souvent, les neurones d'entrées sont les différentes IRM disponibles et les neurones de sorties nous donnent alors les différentes classes recherchées. Il est en outre possible d'introduire des informations a priori en plus des volumes et donc de donner plus de robustesse à cette classification. Mais l'inconvénient majeur de cette méthode par réseaux de neurones est l'étape d'apprentissage qui demande une intervention manuelle pour donner cette

vérité terrain dont le réseau a besoin pour calculer les poids synaptiques. [12]

3.2 .Approche frontière ou contour

3.2.1 Modèles dérivatifs

En pratique cette approche consiste à reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions. Ainsi les primitives considérées sont des lignes de contrastes ou bien de textures différentes séparant les régions.

On peut distinguer dans cette approche les modèles dérivatifs qui consistent à modéliser les contours et supposent que l'image numérique provient de l'échantillonnage d'une fonction scalaire à support borné et dérivable en tout point. Dans le cas d'une image numérique les grandeurs sont condensées en une seule variable bi ou tridimensionnelle; dans le cas monochrome ,c'est l'intensité lumineuse.

Les opérateurs Prewitt, Sobel, Roberts et Canny ont la réputation d'avoir posé les bases de la détection de contours. Monga et coll. ont utilisé le **paradigme des dérivées partielles** dans le cadre de la segmentation d'images biomédicales dans, notamment appliqué aux IRM et aux scanners cardiaques. Ces techniques ont cependant des potentiels limités et ne sont plus guère utilisées de nos jours. [11]

3.2.2 Contour actif

Les contours actifs ou encore appelés modèles déformable sont une approche de forme en segmentation des objets d'une image. Leur principe est basé sur l'évolution d'une courbe d'une forme initiale (rectangle, cercle, sphère ...) vers les frontières d'un objet d'intérêt, sous l'effet d'une force dont la direction est a priori quelconque. Toutefois leur application est souvent complexe nécessitant un temps de calcul considérable et une connaissance à priori de la forme de l'objet à segmenter, chose qui n'est pas toujours évidente (comme dans le cas des AVC). [11,12]

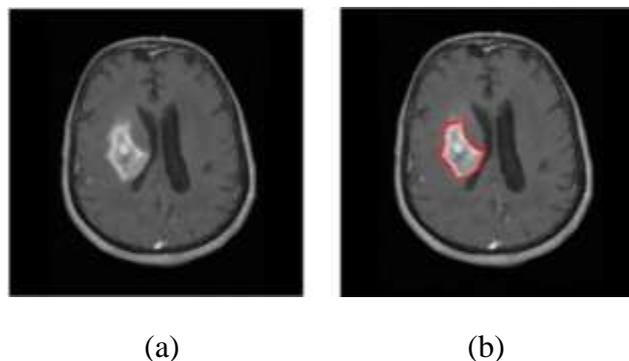


Figure 2. 4 (a) IRM cérébrale d'une tumeur (b) Segmentation de la tumeur par algorithme du contour actif

3.3 Approche structurales

3.3.1 Ligne de partage des eaux (Watershed)

L'algorithme de la ligne de partage des eaux (LPE) proposé par Digabel et Lantuéjoul [22], utilise la description des images à niveaux de gris comme un relief topographique si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude. La ligne de partage des eaux est la crête formant la limite entre deux bassins versants. Pour l'obtenir, il faut imaginer l'immersion d'un relief dans de l'eau, en précisant que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima locaux qui représentent les marqueurs de départ. La ligne de partage des eaux se forme quand deux lacs disjoints se rejoignent au cours de l'immersion, comme il est représenté sur la figure 2.4.

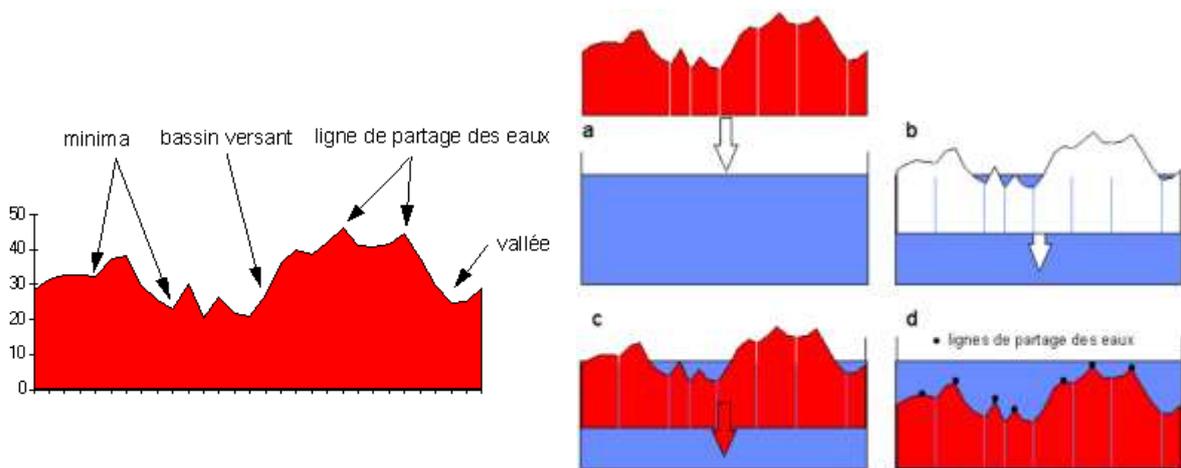


Figure 2.5 Principe de la ligne de partage des eaux par immersion (a) Immersion à partir des minima locaux (b) Croissance du niveau d'eau progressivement (c) Création des bassins versants (d) Construction des digues (lignes de partage des eaux)

Cependant cette méthode de morphologie mathématique, régit une sur-segmentation suite à la considération d'un grand nombre de maxima locaux qui sont dû au bruit causé lors de l'acquisition ou encore par les variations des niveaux de gris et des textures des régions. Il existe alors plusieurs méthodes qui répondent à cette problématique de sur-segmentation.

La première approche est une **approche filtrage** qui consiste à supprimer tous les minima non-significatifs.

La deuxième est une **approche marqueurs** et qui consiste à définir le nombre de minima, ainsi le nombre de zones à mettre en évidence, chaque bassin devenant soit un unique objet, soit le fond de l'image. [23]

3.3.2 Les marqueurs

Afin de restreindre le nombre des minima locaux et éviter une sursegmentation des objets de l'image, nous citerons ci-dessous trois méthodes de marquage d'image pour l'utilisation de la LPE.

➤ **La fonction distance**

La fonction distance est représentée par la distance qui peut séparer deux points dans un même objet. Il existe deux distances différentes : la distance euclidienne bien connu et la distance géodésique.

Si nous prenons deux points x et y appartenant à un objet A , la distance euclidienne représente la longueur du segment $[x, y]$ indépendamment de l'objet A , alors que la distance géodésique correspond à la distance la plus courte entre x et y selon un chemin entièrement inclus dans l'objet A (Figure 2.6).

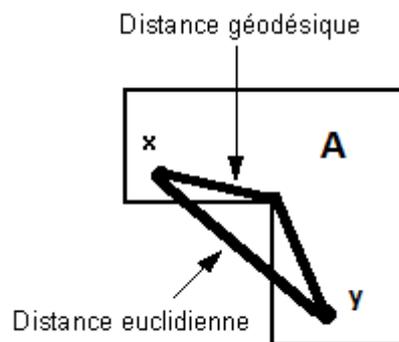


Figure 2.6 Illustration de la distance euclidienne et de la distance géodésique.

La fonction distance est alors construite grâce à la distance euclidienne de la manière suivante : Si nous considérons un point x appartenant à A et dx est la frontière de A . La distance attribuée entre ce point x et cette frontière dx est définie de manière à ce que cette distance soit la plus petite possible. Et par conséquent un niveau de gris est attribué à tout point x de A selon sa distance à la frontière dx . Nous pouvons alors définir le maximum de la fonction distance (la plus grande distance par rapport à la frontière) qui correspond au niveau de gris le plus élevé et qui correspond aussi aux centres des parties convexes de chaque objet de l'image ou encore au nombre d'érosion possible pour pouvoir le faire disparaître (Figure 2.7). Le maximum de la fonction distance sera alors considéré comme un marqueur afin d'effectuer une segmentation grâce à l'algorithme de la LPE. [24]

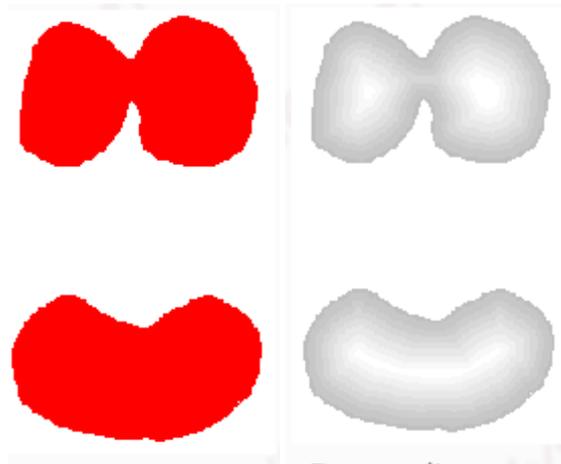


Figure 2.7 Le résultat (b) du calcul de la fonction distance sur une image (a)

➤ **Le gradient morphologique**

Le gradient morphologique est le résidu du gradient par dilatation et le gradient par érosion selon un élément structurant. Il permet d'accentuer les contours de l'image. La segmentation par LPE est appliquée sur le gradient de l'image, mais il en résulte un grand nombre de minima locaux, ce qui induit à une sur-segmentation dû au bruit et aux irrégularités du gradient, un problème dont la solution proposée est d'effectuer un filtrage morphologique dans le but d'éliminer les minima non-significatifs de l'image gradient. Pour cela nous pouvons faire appel au filtre de Gauss qui permet un filtrage linéaire qui atténue le bruit en le lissant mais ce qui peut aussi engendrer un effacement des contours malgré qu'il y ait une amélioration par rapport à l'image gradient non-lissée. Cependant nous pouvons utiliser les filtres alternés séquentiels (FAS) qui sont des filtres morphologiques constitués d'une succession d'ouvertures et de fermetures par des éléments structurants de tailles croissantes. Ces méthodes précédemment citées réduisent la sur-segmentation de l'image gradient sont basés sur le principe d'éliminer les minima non-significatifs, or avec l'approche marqueurs l'intérêt est de remplacer les minima par des marqueurs. [23]

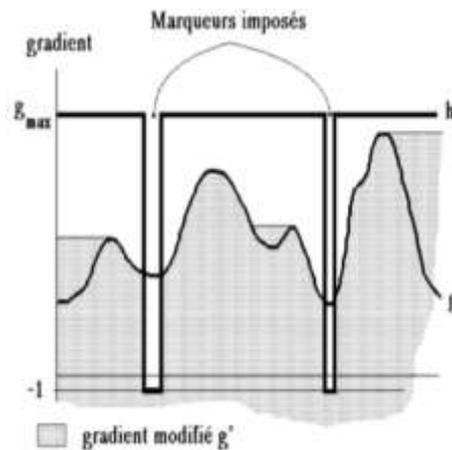


Figure 2.8 Illustration du principe des marqueurs sur une image gradient

➤ **Les marqueurs externes et les marqueurs internes**

Le but de cette approche est de contraindre la LPE à considérer un ensemble de marqueurs choisis intelligemment auparavant par l'expert en veillant à ce qu'ils contiennent les minima significatifs et à contrôler leur emplacement dans l'image .

Les marqueurs d'objets sont des composantes connexes appartenant à l'image. Ils sont soit définis manuellement soit extraits de l'image grâce à certains détecteurs d'objets. Il existe plusieurs méthodes morphologiques qui permettent de déterminer ces marqueurs, nous pouvons les classer en deux catégories ; les marqueurs internes et les marqueurs externes.

Les marqueurs internes comme leur nom l'indique, ils se situent à l'intérieur de l'objet à segmenter et pour cela nous pouvons utiliser des méthodes de morphologie mathématiques telles que l'érodé ultime des objets ou encore en utilisant le chapeau haut de forme qui permet d'extraire les éléments plus petits que l'élément structurant. Quant aux marqueurs externes, ils appartiennent dans ce cas-là au fond, et peuvent être conçus à l'aide de la fonction distance que nous avons pu aborder précédemment ou encore à l'aide d'extraction du contour de l'objet. [24]

4. Conclusion

Dans ce présent chapitre, nous nous sommes consacrés à la présentation des différentes méthodes de segmentation des images médicales en nous attardons d'une part sur la méthode de classification floue des C-moyennes, une approche en région qui permet de regrouper en classes d'une façon aléatoire les objets de l'image et d'autre part sur la ligne de partage des eaux qui représente la plus puissante des méthodes de morphologie mathématique.

Dans le dernier chapitre nous allons appliquer l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur les images IRM cérébrales dans le cas de l'accident vasculaire cérébrale et nous utiliserons le résultat de la segmentation par la classification flou, pour valider et confirmer la robustesse de l'algorithme de la ligne de partage des eaux dans la segmentation des accidents vasculaires cérébraux sur les images de la séquence de diffusion.

CHAPITRE III

MISE EN ŒUVRE DE L'APPLICATION

1. Introduction

Ce troisième chapitre clôture ce mémoire en présentant notre travail, qui consiste à appliquer les méthodes proposées pour la segmentation des accidents ischémiques cérébraux. Ces méthodes ont été appliquées sur des images IRM réelles de cerveaux humains de personnes atteintes d'accident ischémique cérébral (AIC).

Notre méthode a comme objectif de tirer les avantages de deux méthodes de segmentation. Nous allons pouvoir appliquer l'algorithme de la ligne de partage des eaux au moyen de marqueurs extraits grâce à la classification floue (FCM) de l'image originale qui est une image pondérée en diffusion puisque sa sensibilité à détecter les lésions ischémiques aiguës dépasse les 90% [27]. Pour finir une évaluation est effectuée afin de valider les résultats obtenus par un expert radiologue.

2. Etat de l'art

Plusieurs travaux ont été réalisés pour la segmentation de l'ischémie cérébrale, pour cela différentes techniques de traitement d'image ont été utilisées nous dressons ici un état de l'art non exhaustif certaines méthodes récentes.

En 2015 O. Maier et al. [31] proposent neuf méthodes de classification (par exemple. Les modèles Linéaires Généralisés, les Forêts d'Arbres Décisionnels et les Réseaux Neuraux Convolutionnel) qui sont évalués et comparés l'un avec l'autre utilisant 37 ensembles de données IRM multiparamétriques de patients atteints d'infarctus cérébral dans la phase subaiguë en termes de leur exactitude et fiabilité pour la segmentation de lésion d'attaque ischémique. Dans ce contexte, une approche de classification multi-spectrale est comparée contre la performance de classification mono-spectrale utilisant seulement le FLAIR les ensembles de données IRM et deux ensembles de segmentations expertes sont utilisés pour l'évaluation d'inter-observateurs. Les résultats de cette étude révèlent que des méthodes d'apprentissage automatique de haut niveau mènent significativement à de meilleurs résultats de segmentation comparés aux méthodes de classification plutôt simples, menant un problème non-linéaire difficile. Les meilleurs résultats de segmentation globaux ont été réalisés par une approche de classification par forêt d'arbre décisionnels et réseaux neurale convolutionnel, surpassant même tous les résultats précédemment publiés. Cependant, aucune des méthodes testées dans ce travail n'a été capable de réaliser des résultats pouvant remplacer la segmentation de la lésion par avis d'un expert ce qui rend l'automatisation du système compliqué.

En 2015 Feng et al. [32] remportent le premier classement dans « Ischemic Stroke Lesion Segmentation Challenge » en proposant un algorithme de segmentation de lésion d'attaque ischémique automatique dans des images multi-spectrales (DWI, T1-w, T2-w et le FLAIR) utilisant la correction du biais incorporé en FCM phase d'ensemble de niveau de phase.

En 2012 Y. Attal [33] vise à développer des techniques de segmentation automatique de l'infarctus à la phase aiguë de l'AIC à partir d'images IRM pondérées en diffusion (DWI). Deux méthodes ont été développées avec comme idée directrice, le croisement des informations issues des images DWI et celles de cartographie du coefficient apparent de diffusion (ADC). La première méthode est basée sur des critères d'intensité des images en question, avec une mise en œuvre faisant appel à l'algorithme EM. La seconde méthode intègre en supplément aux données les informations issues d'un atlas probabiliste des lésions attendues suites à un AIC de l'artère cérébrale moyenne. Puis il s'est intéressé à l'estimation de la zone à risque de croissance : la pénombre ischémique. La méthode de référence utilisée, appelée « NeurInfarct », est basée sur une mesure de disparité (mismatch) entre les mesures d'ADC et de DWI. Dans le cadre d'un transfert de technologie, jusqu'à développer une solution logicielle, « NeurInfarct 1.0.0 », répondant à des critères d'usage clinique ainsi qu'aux normes qualité des réglementations européennes (CE) et américaines (FDA). La création de ce logiciel a permis la mise en place de plusieurs études cliniques afin d'évaluer ses performances sur de larges bases de données mono et multi-centriques, auxquelles j'ai collaboré au tout premier plan. Ces études nous ont permis d'évaluer de manière soutenue les performances des approches méthodologiques proposées et d'envisager des améliorations. Les méthodes d'estimation de la pénombre ischémique à partir de cartes ADC bénéficient également d'informations a priori issues de l'intégration d'un atlas probabiliste des lésions ischémiques.

La contribution apportée par ce travail est la suivante :

- La collecte d'une base de données comportant 421 images d'IRM cérébrales d'accident ischémique cérébral à la phase aiguë
- Test de la fiabilité et de la robustesse de la base par des traitements d'images en utilisant une méthode coopérative de FCM et LPE
- Le calcul du volume ischémique.

3. Base de données

Les images IRM traitées dans ce mémoire ont été acquises au centre d'imagerie Dr. ABDELALI et Collaborateurs à Tlemcen pendant Janvier et Février 2016. Elles sont codées sous format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medecine) de dimensions 256*256 pixels, regroupées en 35 coupes axiales représentant 4 cas d'AVC ischémiques de personnes âgées de 45, 58, 75, et 91 ans. Elles sont pondérées en diffusion ($b=1000s/m^2$) où l'accident ischémique cérébral (AIC) apparaît comme une tâche blanche de taille et de forme différentes d'un cas à un autre et d'une coupe à une autre.

- Format : DICOM
- Color Type : Grayscale
- Modality: MR
- Manufacturer : GE MEDICAL SYSTEM
- Institution Name: CIM Dr ABDELALI et CO
- Study Descriptionn : CEREBRALE
- Series Description: AX DIFF B1000
- Slice Thickness : 5
- Repetition Time: 8000
- Magnetic Field Strength: 1.5
- Echo Time : 99.6
- Spacing Between Slices : 6
- Flip Angle : 90

Le tableau suivant résume les circonstances d'acquisition des images :

	45	58	75	91
Age	45	58	75	91
Sexe	M	F	M	F
IRM ou autre examens	IRM cérébrale	IRM cérébrale	IRM cérébrale	IRM cérébrale
Protocole IRM de base	Oui	Oui	Oui + Coro T2 FSE Porpeller	Oui
Baisse d'ADC	Positif	Positif	Positif	Positif
Diagnostic AIC	Positif	Positif	Positif	Positif

Tableau 3.1 Critères de sélection des images de la base d'images.

Le protocole d'acquisition développé dans le premier chapitre est réalisé par les ingénieurs au centre d'imagerie :

- Axial T2 FLAIR
- Axial Diffusion B1000
- Axial T2 FSE
- Axial T2* EPI
- 3D TOF

Les images pondérées en diffusion obtenues, sont toujours accompagnées du Coefficient de Diffusion Apparent (ADC-en anglais-) où l'œdème cytotoxique apparaît comme étant une baisse de l'ADC. [27] En effet l'interprétation isolée des images pondérées en diffusion peut être source d'erreurs diagnostiques. Pour conclure à un accident ischémique récent il faudra s'assurer que l'hypersignal en diffusion correspond à une baisse d'ADC (Figure 3.1).

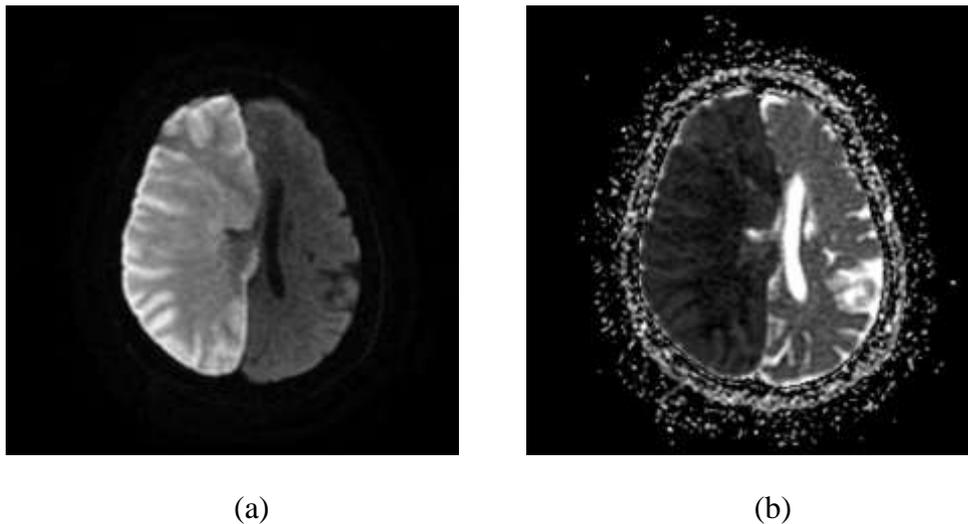


Figure 3.1 Images IRM d'AIC qui apparaît en : (a) hypersignal sur les images pondérées en diffusion (b) hyposignal sur les images du coefficient de diffusion apparent

4. Analyse à mener

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 pour le traitement par thrombolyse (chapitre 1). Car dans le cas où le volume ischémique en séquence de diffusion

est supérieur à 145 cm^3 [27] un risque d'hémorragie est fortement probable ce qui empêchera un traitement par thrombolyse dans les 3 premières heures après la survenue des symptômes.

La segmentation de la zone ischémique en séquence de diffusion représente notre objectif dans ce mémoire. Le schéma présenté dans la figure 3.2 illustre la mise en œuvre de notre approche, avec ses différentes étapes :

A partir d'une image IRM de diffusion, un seuillage manuel suivi d'opérations morphologiques permet d'extraire le cerveau qui constituera par la suite l'objet à segmenter par l'algorithme de FCM afin d'extraire la région ischémique qui est caractérisée par son périmètre qui représente le marqueur externe et le maximum de la fonction distance qui représente le marqueur interne constituant les marqueurs contraignants l'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour le raffinement de la segmentation de la région ischémique.

La région ischémique est alors segmentée.

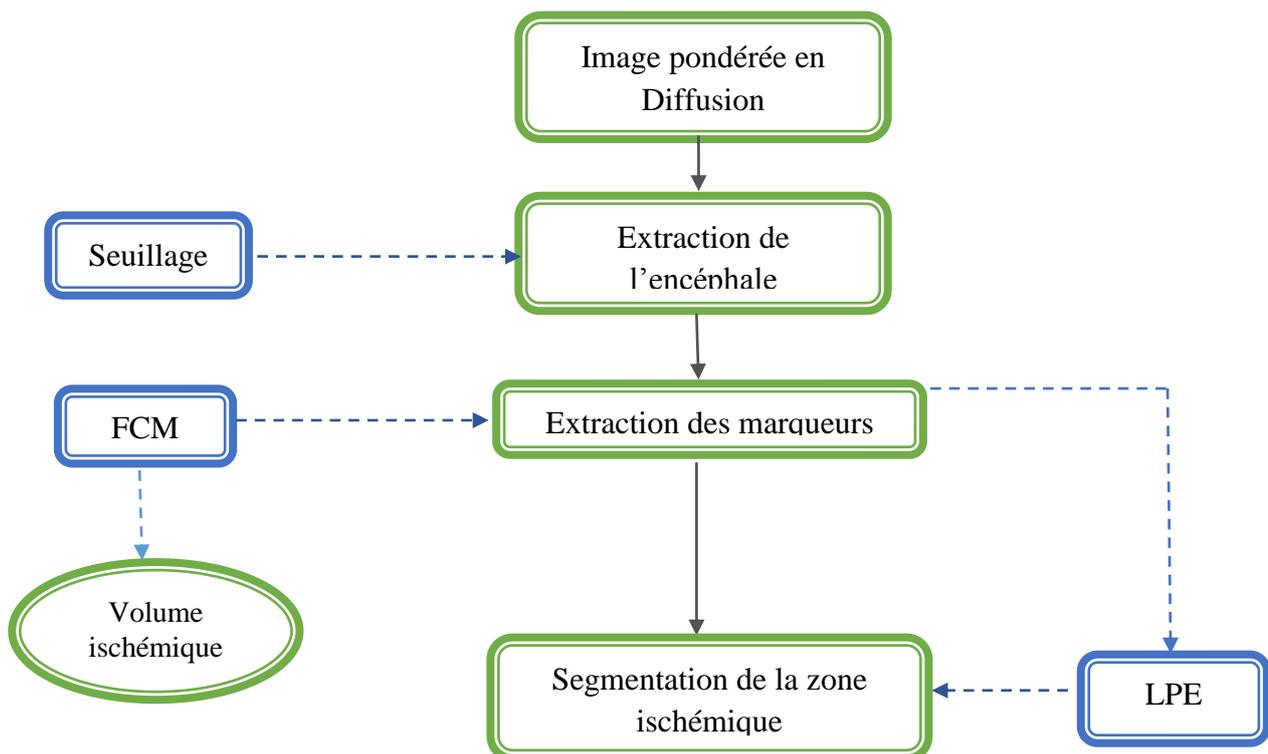


Figure 3.2 Schéma des différentes étapes du système d'analyse d'images IRM pour l'accident ischémique cérébral

5. Environnement de travail

Les démarches précédemment décrites ont été implémentées sous MatLab R2012, et exécutées sur PC Acer : AMD C-60 APU Radeon HD Graphics, 1.00 GHz, 4Go sous Windows 7 Pro.

MatLab est l'abréviation de Matrix Laboratory, qui veut dire le laboratoire des matrices où toute donnée qui y est entrée est perçue comme une matrice, et l'image est une matrice qui devient facilement exploitable, ce qui fait de lui un système interactif intégrant calcul numérique et visualisation, de plus de sa puissance et son gain de productivité, nous l'avons choisi pour mettre en œuvre notre étude.

- **La transformation du format DICOM au format JPEG**

Notre base de données contient des images enregistrées sous formats DICOM qui est un fichier contenant 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) qui ne peuvent être séparés de l'image elle-même.

Dans le but de faciliter l'exploitation et l'analyse prochainement menées, les images ont été converties au format JPEG par une version libre du logiciel MicroDicom Viewer (0.9.1) qui permet de préserver la qualité de l'image initiale pour les prochains traitements.

6. Prétraitement

Afin d'avoir une segmentation de bonne qualité, il faut pouvoir faire des traitements sur une image de qualité et ceci se traduit par une amélioration de l'image initiale en commençant d'abord par un filtrage qui consiste à éliminer les bruits et artefacts dus à l'acquisition, puis une segmentation de l'encéphale qui constitue la partie importante à visualiser.

6.1 Filtrage

La condition d'un bon filtrage est d'atténuer le plus de bruit mais tout en préservant l'information utile. Lors de nos essais de l'effet de plusieurs filtres sur notre image, nous choisissons le filtre de Wiener parmi différents filtres. Le choix de ce filtre a été régi par la quantité d'information qu'il peut préserver et le rapport signal sur bruit qui peut en engendrer (Tableau 3.1).

Le filtre de Wiener est un filtre adaptatif spatial qui se comporte comme un filtre passe-bas sur les zones uniformes tout en conservant les discontinuités et qui est adapté, particulièrement, aux images IRM d'intensités dégradée. [28]

Le tableau suivant résume les résultats de comparaison obtenus :

	Image originale	Filtre de Wiener appliqué	Filtre médian appliqué	Filtre Gauss appliqué	Filtre Moyen appliqué
Entropie	3.6674	3.6616	3.64	2.2927	2.0256
PSNR		45.2101	43.5986	29.6997	29.4482

Tableau 3.2 Calcul de l'entropie et du PSNR sur les images filtrées.

➤ L'entropie calculée ci-dessus selon l'équation 3.1 est utilisée pour quantifier l'information contenue dans l'image afin d'appuyer notre choix pour un filtre optimal qui puisse préserver la qualité de l'image tout en atténuant le bruit.

$$E_{image} = - \sum_{j \in D_j} P_j \log(P_j) \quad (3.1)$$

Avec :

- E_{image} représente l'entropie de l'image.
- D_j qui représente l'ensemble des niveaux de gris associés à l'image.
- P_j qui représente la probabilité a posteriori du niveau de gris, elle est généralement estimée par cette relation : $P_j = \frac{H(j)}{N*M}$ où : $\sum_j P_j = 1$ avec $N*M$ la taille de l'image.

➤ Le rapport signal sur bruit ou Peak Signal to Noise Ratio (PSNR en anglais) souvent utilisé en compression d'images, est un paramètre de mesure de qualité entre l'image originale et l'image traitée. Plus le PSNR est grand plus la qualité de l'image résultante est bonne. Afin de pouvoir calculer le PSNR, l'erreur quadratique moyenne EQM est calculé selon l'équation suivante :

$$EQM = \frac{\sum_{N,M} [Image(n, m) - I_t(n, m)]^2}{N * M} \quad (3.2)$$

Avec :

- $N*M$ est la taille de l'image originale.
- $Image$ représente l'image originale.
- I_t représente l'image originale après traitement dont le cas présent est un filtrage au filtre de Wiener.

Cependant le rapport signal sur bruit est calculé suivant l'équation (3.3)

$$PSNR = \log_{10} \left(\frac{d^2}{EQM} \right) \quad (3.3)$$

Avec d qui est la valeur maximum possible pour un pixel.

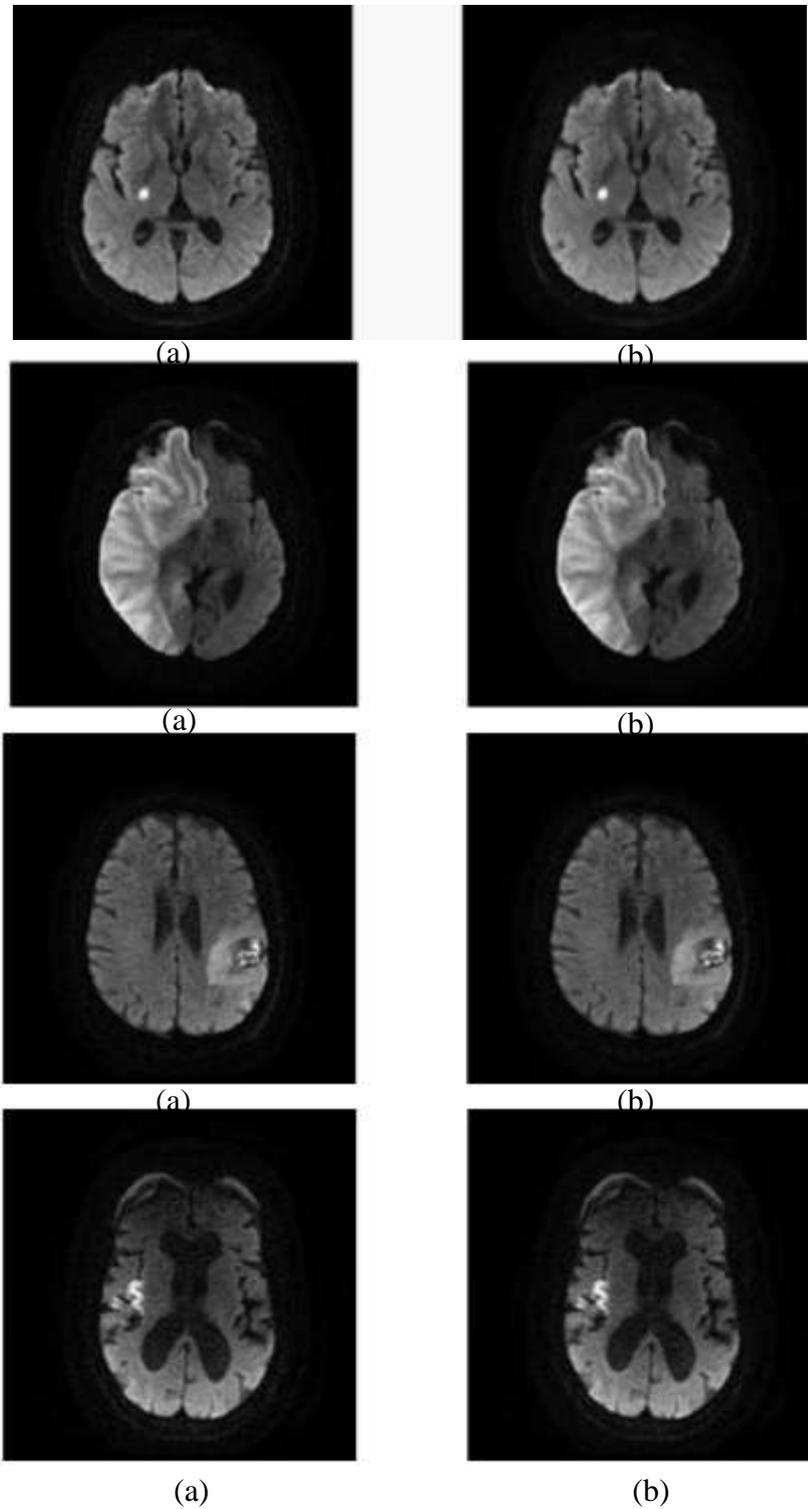


Figure 3.3 Résultat du filtrage au filtre de Wiener (a) Image originale (b) Image filtrée

Nous concluons alors grâce aux résultats quantitatifs (l'entropie préservée et un grand rapport signal sur bruit par rapport aux autres filtres) et qualitatifs (résultat visuel sur image) obtenus, que le filtre de Wiener ne dégrade pas autant l'information de l'image par rapport aux autres filtres utilisés et donc tous les traitements qui vont suivre seront alors appliqués sur des images IRM filtrées par le filtre de Wiener avec une fenêtre de taille 3*3.

La prochaine étape du prétraitement est développée dans le paragraphe suivant et elle consiste à segmenter l'encéphale (le cerveau) au moyen d'un seuillage manuel suivi d'opérations morphologiques.

6.2. Extraction de l'encéphale

Pour ce faire plusieurs méthodes ont été utilisées dans la littérature [28 29 30 12], dans ce travail nous utiliserons un seuillage manuel afin d'éliminer la boîte crânienne, ainsi que la peau, l'air et la graisse, qui peuvent perturber l'estimation des substances contenues dans l'encéphale (substance blanche et substance grise ainsi que le liquide céphalorachidien). Puis nous appliquerons des opérations de morphologie mathématique afin d'obtenir un masque qui améliorera la segmentation de l'encéphale.

Après plusieurs essais sur différentes images de la séquence de diffusion nous avons pu conclure qu'un seuil de 40, élimine la boîte crânienne sur les images présentent sur notre base de données, que nous appliquerons donc (figure 3.4). A la suite de ce seuillage nous appliquons une ouverture morphologique ainsi qu'un remplissage de trous afin d'obtenir un masque qui puisse extraire l'encéphale en entier (figure 3.5). Cette dernière étape de prétraitement permet aussi d'atténuer le bruit de fond ainsi obtenir une image prétraitée de bonne qualité toujours contrôlées par un calcul d'entropie et par le rapport signal sur bruit.

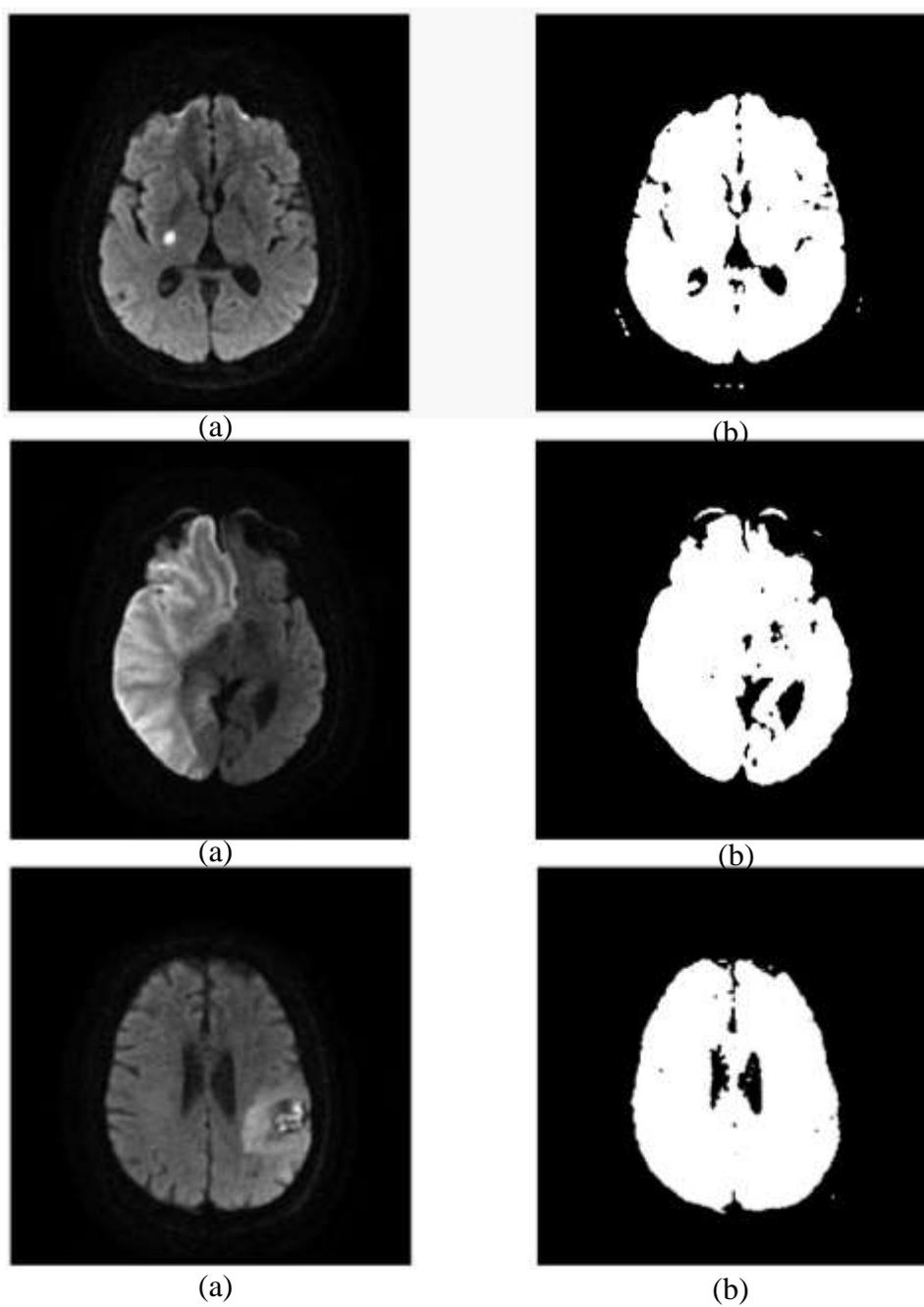


Figure 3.4 résultat de la détection de l'encéphale par seuillage manuel (a) image originale
(b) image binaire

En superposant le masque sur l'image initiale nous obtenons l'encéphale isolé (Figure 3.5)

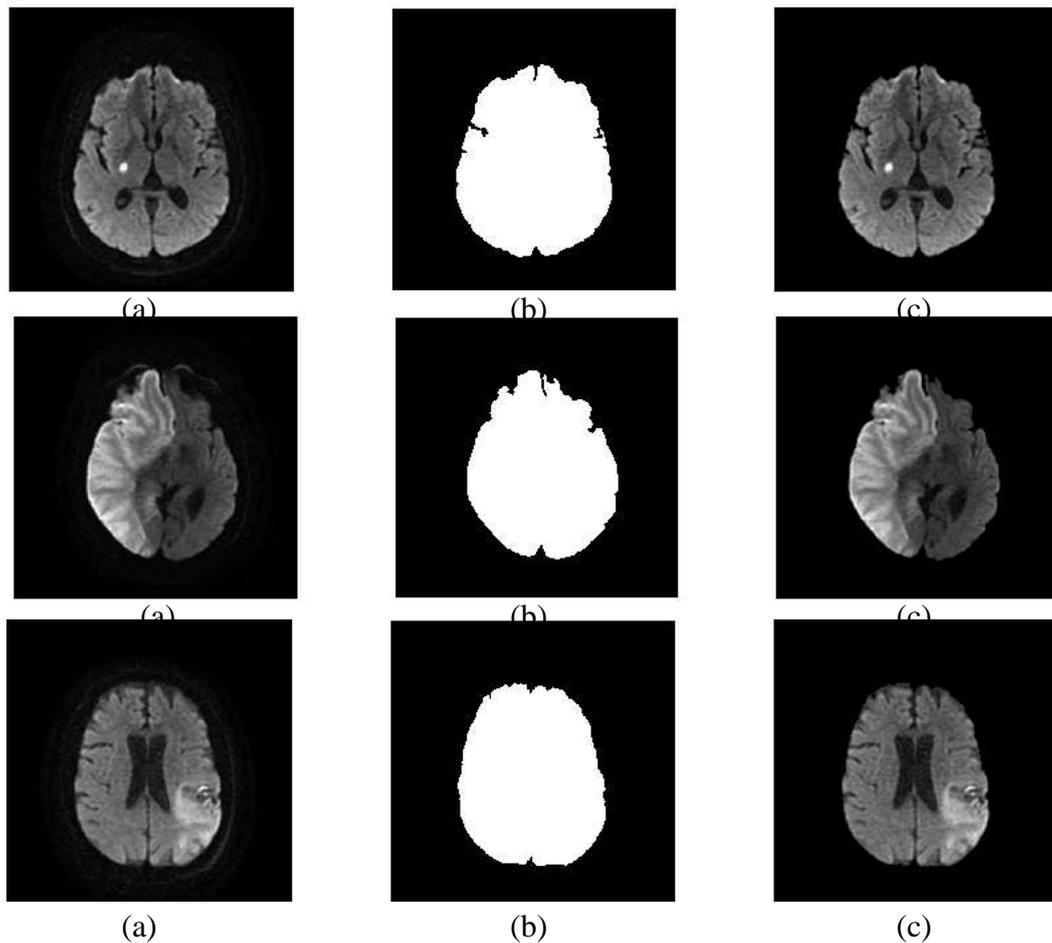


Figure 3.5 Résultat final de la segmentation de l'encéphale (a) image originale (b) Le masque de chaque image (c) Encéphale

Après la phase de prétraitement nous procédons dans les prochains paragraphes à développer la méthode coopérative pour la segmentation des régions ischémiques. Nous expliquons dans ce cadre l'application de la coopération entre la segmentation par l'algorithme de FCM et de l'algorithme de la ligne de partage des eaux à la segmentation des IRM cérébrales de patients atteints d'accident ischémique cérébral.

7. La coopération entre FCM et LPE

L'approche que nous proposons dans ce mémoire est une coopération dite séquentielle entre deux méthodes. En effet nous proposons d'abord une détection de la région ischémique par l'algorithme de FCM, qui nous permettra d'extraire deux caractéristiques de la région qui

seront par la suite utilisées afin d'affiner la segmentation de la région ischémique par l'algorithme de la ligne de partage des eaux.

7.1 Détection de la région ischémique

Une fois les données IRM prétraitées, nous abordons l'analyse des images obtenues. Cependant cette étape consiste à détecter la région ischémique avec la méthode de classification floue FCM développée dans le deuxième chapitre. Nous choisissons pour ce fait un nombre de classes égal à trois qui permet de mettre en évidence la région caractérisée par un hypersignal qui peut être considéré comme un bruit du coup une quantité d'information moyenne (PSNR moins élevé et entropie basse) facilitant la sélection de la classe qui va être traitée par la suite (Figure 3.6). Cette méthode assez rapide et assez performante facilite l'extraction de la région recherchée. Ensuite nous appliquons une ouverture morphologique pour enfin détecter la région ischémique à elle seule (Figure 3.7).

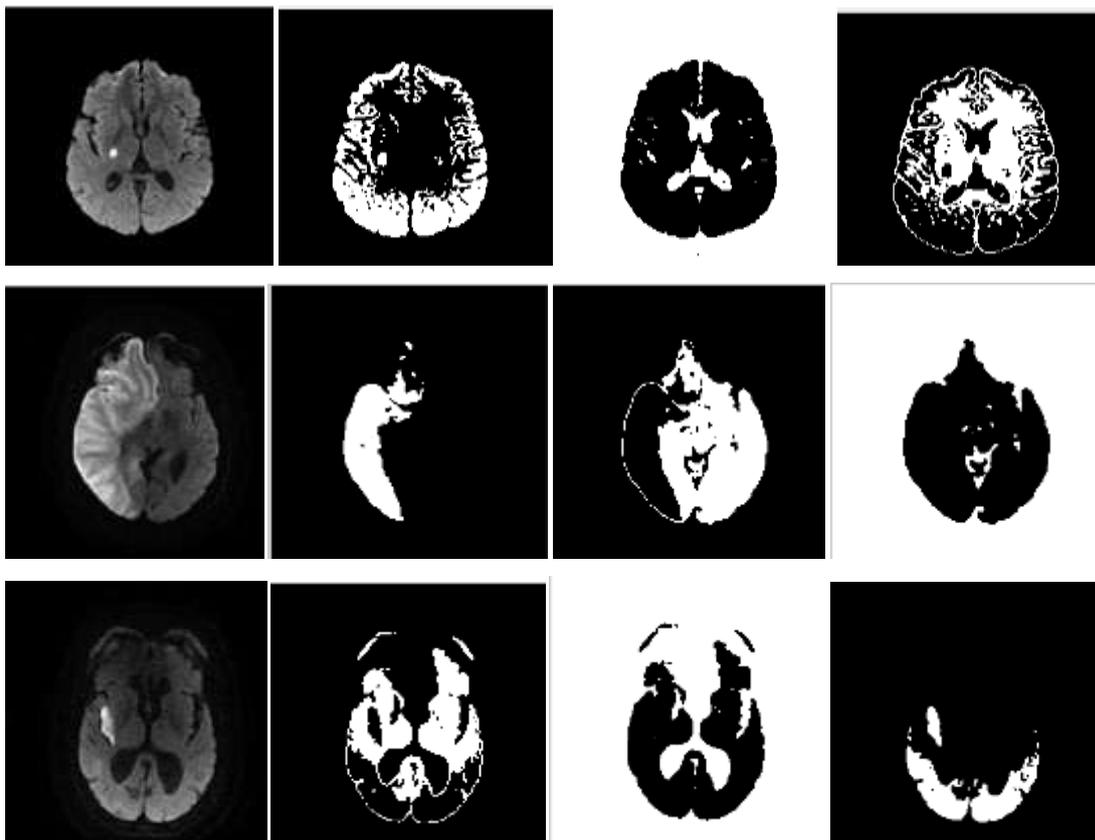


Figure 3.6 Résultat de la segmentation par FCM pour les différents cas présents

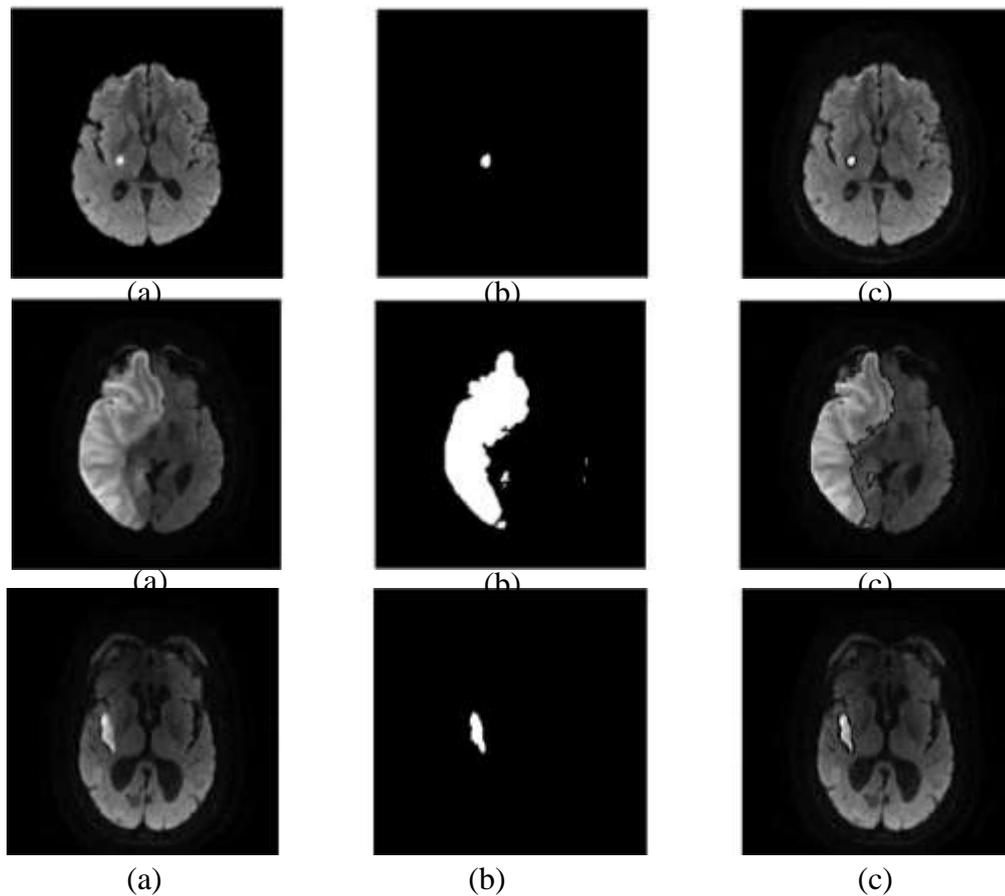


Figure 3.7 Résultat de la segmentation de la région ischémique par FCM
 (a) L'encéphale (b) Résultat de classification (c) La région ischémique

7.2 Application de la ligne de partage des eaux

La coopération que nous proposons dans ce mémoire est de contraindre l'algorithme de la ligne de partage des eaux à des marqueurs obtenus suite à la segmentation de la région par FCM.

En effet afin d'affiner la segmentation nous avons considéré un marqueur interne qui est le maximum de la fonction distance ainsi qu'un marqueur externe qui est représenté par le périmètre de la lésion afin de surmonter le problème de sur-segmentation qui est connu dans l'utilisation de la LPE et cité auparavant dans le premier chapitre.

7.3 Présentation de la chaîne de traitement

La chaîne de traitement comprend alors les étapes suivantes

1. **Prétraitement**: Cette étape est une étape préliminaire pour les traitements ultérieurs. Un filtre de Wiener est appliqué afin d'atténuer les bruits sur les images. Ensuite une segmentation de l'encéphale permet d'isoler le siège des traitements qui suivent.

2. Détection de la région d'intérêt : par FCM afin de caractériser la région ischémique par son périmètre et le maximum de sa fonction distance qui seront considérés comme marqueurs lors de l'application de la LPE

3. Raffinement de la segmentation : de la région ischémique sur les images IRM avec l'algorithme de la ligne de partage des eaux au moyen des marqueurs.

7.4 Extraction des marqueurs

Nous calculons à partir de la région ischémique obtenue par classification FCM :

- Le périmètre qui sera considéré comme marqueur externe
- Le maximum de la fonction distance et que nous considérons autant que marqueur interne (chapitre 2).

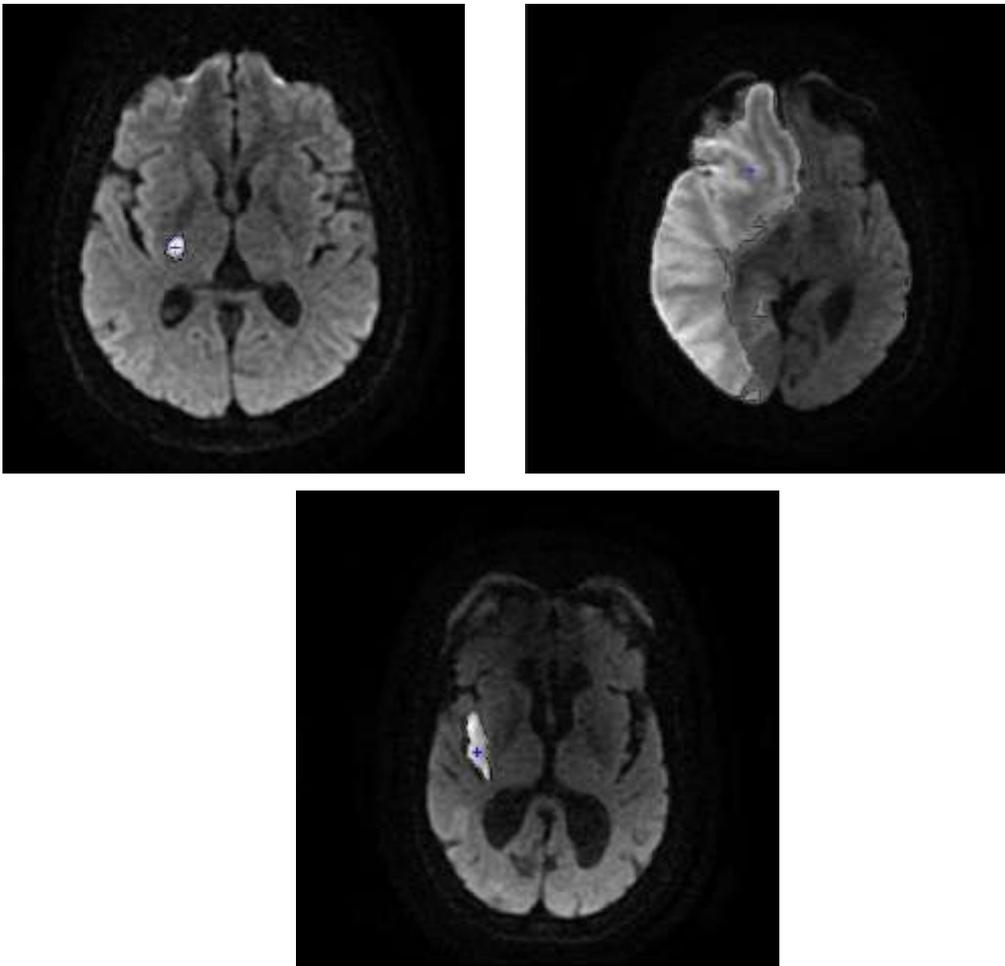


Figure 3.9 Extraction du marqueur interne le maximum de la fonction distance et le marqueur externe le périmètre de la région ischémique

8. Résultats et discussion

8.1 Application de la LPE

La ligne de partage des eaux est connu pour ses résultats de sursegmentation sur les images, d'où notre intérêt de la contraindre à des marqueurs afin de raffiner la segmentation de la région ischémique suite à une segmentation par FCM, la figure 3.7 illustre les résultats obtenus.

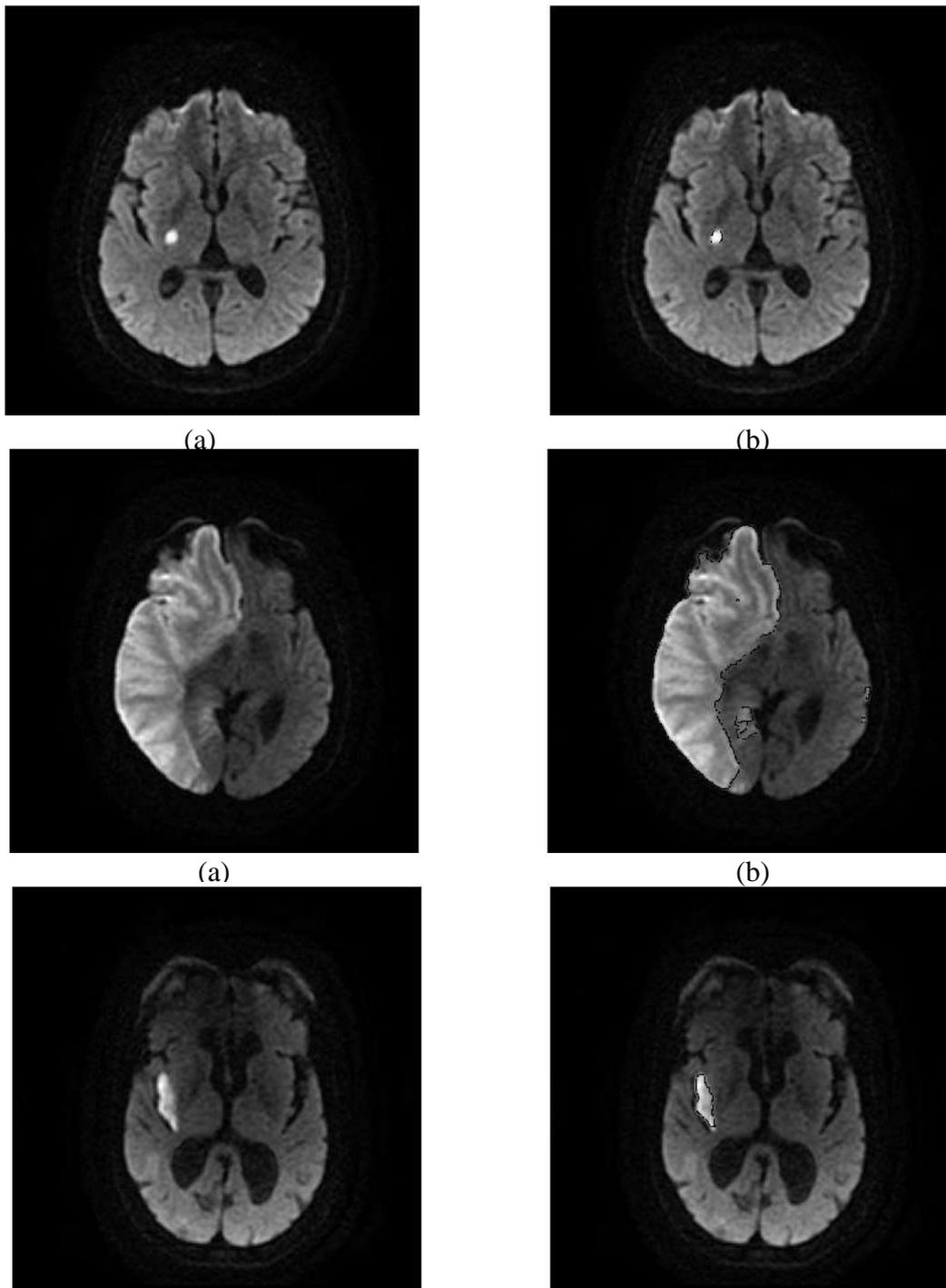


Figure 3.9 Détection de la région ischémique (a) image originale (b) la région ischémique

8.2 Interprétation des résultats

Comme nous pouvons le constater la segmentation des régions ischémiques des différents cas présents ci-dessus a été satisfaisant ce qui prouve la robustesse et l'efficacité de l'algorithme en mettant les résultats de la segmentation par FCM au profit de l'amélioration de la segmentation par LPE.

L'application de la logique floue permet de regrouper les objets de l'image en classes ce qui facilite l'extraction des caractéristiques de la région d'intérêt qui représentent les marqueurs conditionnant l'application de la LPE.

La coopération optimale des avantages de la LPE et ceux de FCM permet une efficacité de la segmentation des régions ischémiques.

La difficulté trouvée était lors de la segmentation des régions ischémique d'AIC subaiguë qui est traduite par une diminution de l'intensité de l'ischémie qui se confond avec les différents tissus du cerveau rendant la détection plus rude.

Plusieurs travaux sont proposés afin de calculer le volume ischémique automatiquement. Nous nous inspirons de l'un d'eux [33] afin de calculer le volume ischémiques des différents cas présents dans notre base d'images. Cette méthode consiste à :

- Mesurer la surface de la lésion obtenue par la segmentation par FCM en chaque coupe axiale en séquence de diffusion.
- Multiplier la surface de la lésion par l'épaisseur de la coupe et la moitié de l'espace inter-coupe pour approcher une intégrale.

Le tableau 3.3 présente le calcul des volumes :

	Patient 1	Patient 2	Patient 3	Patient 4
Volume (cm ³)	0.2029	94.24013	0.57	11.6989

Tableau 3.3 Résultats du calcul du volume ischémique

L'association de l'algorithme FCM à la méthode choisie par excellence en morphologie mathématique la LPE, 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 et ceci a été confirmé par un médecin radiologue.

9. Conclusion

Dans ce présent chapitre, nous avons proposé une approche de segmentation en utilisant dans un premier temps la méthode de seuillage suivie d'un ensemble d'opérations de morphologie mathématique pour extraire l'encéphale qui est le siège des accidents vasculaires cérébraux. Ensuite nous avons appliqué une méthode coopérative entre FCM et LPE qui a permis une meilleure segmentation des lésions ischémiques et cela a été confirmé par un médecin radiologue.

CONCLUSION GENERALE

L'accident vasculaire cérébral représente aujourd'hui dans toutes les villes du monde un cas d'urgence où des unités neurologiques spécialisées ont été créées afin de faciliter l'accès à la prise en charge rapide des personnes atteintes. Dans 80% des cas l'attaque cérébrale est dite ischémique, elle est due à une occlusion d'une artère au niveau du cerveau ce qui empêche son irrigation et engendre une mort cellulaire. La thrombolyse est le traitement à administrer avant les 4 premières heures de la survenue de l'accident afin de réduire le risque des séquelles neurologiques graves, le plus tôt étant le mieux. Ainsi dans le but d'une meilleure prise en charge et une diminution du risque de handicap, l'exploitation des données de neuroimagerie renforce les pronostics médicaux des patients et améliore la mobilisation des moyens humains et matériels pour leur réhabilitation. Dans ce cadre de recherche nous effectuons notre projet de fin d'études dans le but de contribuer à la détection des régions ischémiques à la phase aiguë en IRM de diffusion par une méthode coopérant l'algorithme de la ligne de partage des eaux (LPE) à la classification floue (FCM).

Dans le premier chapitre nous avons tout d'abord effectué une description détaillée de l'accident vasculaire cérébral et nous avons présenté l'apport de l'IRM de diffusion dans ce cadre. Puis nous avons présenté dans le deuxième chapitre différentes approches dans la segmentation d'images qui nous a permis d'appréhender la diversité des méthodes de segmentation régi par les différents tissus cérébraux de taille, de forme et de composantes différentes. Dans notre travail, nous avons, donc, proposé une approche de détection semi-automatique des lésions ischémiques.

Le système de segmentation proposé est décrit suivant les différentes étapes. Comme dans la plupart des travaux, nous commençons par extraire l'encéphale. Nous utilisons à cet effet, un seuillage et des opérations de morphologie mathématique. L'approche que nous avons mise en œuvre est basée sur une coopération. Pour l'application que nous proposons, nous faisons coopérer deux méthodes de segmentation de la région ischémique, en tirons partie des avantages de chacune d'elles. Tout d'abord nous effectuons une caractérisation de la région d'intérêt par une segmentation à l'aide de l'algorithme de FCM puis nous utilisons ces caractéristiques afin de pallier au problème de la sur segmentation par LPE.

Les résultats obtenus, présentés dans le chapitre 3, montrent une bonne segmentation pour l'ensemble des données et ceci a été confirmé par le médecin radiologue.

Les résultats de cette élaboration nous permettent d'envisager des travaux dans l'amélioration des algorithmes de segmentation par l'amélioration du degré de précision pour une fiabilité de la segmentation des régions ischémiques.

En effet une des solutions que nous proposons consiste à apprécier la cartographie d'ADC pour une fusion avec les images pondérées en diffusion ou encore d'effectuer la segmentation automatique de la région d'intérêt à partir d'images 3D. Comme nous l'avons cité auparavant le traitement par thrombolyse doit répondre à certaines conditions cliniques du patient, un calcul du volume ischémique et une recherche de corrélation entre les données cliniques et le volume ischémique s'avère intéressantes afin d'évaluer le devenir des patients.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] D.Loukil ; Les médecins veulent activer un plan national AVC. SARL SAEC Liberté. Oran : LIBERTE, 1-2, 04 Mars **2015**.
- [5] Collège des Enseignants en Neurologie. Items inscrits dans les modules transversaux-Accidents vasculaires cérébraux. cen-neurologie
- [6] C.Oppenheim,,O. Naggara ;Imagerie de l'ischémie cérébrale dans les premières heures: IRM.Journal de Radiologie , Paris , 86:1069-79.**2005**.
- [8] S.Ameur et Zameur ; Revue des approches de segmentation d'images texturées: Exemple des images météorologiques, 3rd International Conference: Science of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, Tunisie, 27-31 Mars **2005**.
- [10] I.Bloch, F.Tupin, A. Manzanera ; Cours Master 2, Traitement et reconnaissance d'images, Université de Paris Tech , Paris , 2010
- [11] J. Lecoer, C. Barillot ; Segmentation d'images cérébrales : État de l'art RR-6306, INRIA., 46, **2007**
- [12]A. Yahyaoui, I. AZZAZ ;Analyse des images IRM pour l'étude de la sclérose en plaque. Mémoire de master. Université de Tlemcen, **2013**.
- [13] B. Vemuri, S. Rahman, J. Li ; Multiresolution adaptive K-means algorithm for segmentation of brain MRI. International Computer Science Conference on Image Analysis Applications and Computer Graphics, 347–354, **1995**.
- [14]M. Yan, J. Karp; Segmentation of 3D brain MR using an adaptive K-means clustering algorithm. Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference 1529– 1533, **1995**.
- [15] H. Laguel ; Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multi- agents. Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, 22-28 ,12 octobre **2010**.
- [16]F. D'Hondt, B. El Khayati ; Etude de méthodes de Clustering pour segmentation d'images en couleurs. Faculté Polytechnique de Mons, 5ème Electricité, Certificat Applicatifs Multimédia.
- [17] J. Xue, S. Ruan, B. Moretti, M. Revenu et D. Bloyet ; Knowledge-based segmentation and labeling of brain structures from MRI images. Pattern Recognition Letters, 22(3-4):395–405, **2001**.
- [18] L. Jiang, W. Yang ; A modified fuzzy c-means algorithm for segmentation of magnetic resonance images. Digital Image Computing, Techniques and Applications, pages 225– 232, **2003**.
- [19] D. Pham, J. Prince; Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images. IEEE Transactions on Medical Imaging, 18(9):737–752, septembre **1999**.

- [20] D. Pham, J. Prince; An adaptive fuzzy c-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities. *Pattern Recognition Letters*, 20(1):57–68, janvier **1999**.
- [21] D. Pham; Robust fuzzy segmentation of magnetic resonance images. *Symposium on Computer-Based Medical Systems*, 127–131, juillet **2001**.
- [22] H. Digabel, C. Lantujoul; Iterative algorithm. *Quantitative analysis of microstructures in materials sciences*, 1:85–99, **1978**.
- [24] C. Boudry; Classification cellulaire par morphologie mathématique. Université de Caen, Normandie, Janvier **1997**
- [25] D. Frédy ; Correspondances en neurologie vasculaire. Département d'imagerie morphologique et fonctionnelle, centre hospitalier Sainte-Anne, Vol. II, Paris -avril-mai-juin **2002**
- [26] C. Oppenheim, Y. Samson, R. Manaï, R. Lalam, X. Vandamme, S. Crozier, A. Srour, P. Cornu, D. Dormont, G. Rancurel, C. Marsault; Prediction of malignant middle cerebral artery infarction by diffusion-weighted imaging; *Stroke*, 31(9); 2175-81, septembre **2000**
- [27] K. Mesloub; Analyse d'images IRM pour l'étude de la sclérose en plaques. Mémoire de magister.44. Tizi-Ouzou.
- [28] F. Galdames. Segmentation d'images IRM du cerveau pour la construction d'un modèle anatomique destiné à la simulation biomécanique. *Médecine humaine et pathologie*. Université de Grenoble, France, **2012**
- [29] B. Scherrer ; Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne. *Modélisation et simulation*. Institut National Polytechnique de Grenoble, France, **2008**.
- [30] S. Belarouci, S. Benmokhtar; Méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basé sur les techniques FCM et Level Set; Mémoire de master. Université de Tlemcen, **2010**.
- [31] O. Maier, C. Schröder, D. Forkert, T. Martinetz, H. Handels; Classifiers for Ischemic Stroke Lesion Segmentation: A Comparison Study, **2015**
- [32] C. Feng, D. Zhao, M. Huang; Segmentation of Stroke Lesions in Multi-spectral MR Images Using Bias Correction Embedded FCM and Three Phase Level Set. Northeastern University, Shenyang, China, **2015**
- [33] Y. Attal; Analyse des lésions cérébrales ischémiques en phase aiguë, par imagerie par résonance magnétique de diffusion : méthodes, intégration logicielle et évaluations cliniques. Université Paris XI, France, **2012**
- [34] B. Dallaudier, C. Salut, M-P. Boncœurmartel, P-M Preux, F. MACIAN, P. BOUILLET, M. Pouquet, A. Maubon ; Volumétrie comparée des accidents vasculaires cérébraux ischémiques sylviens récents. CHU Dupuytren, Limoges, France.

WEBOGRAPHIE

Webographie

[2] L'accident vasculaire. Organisation Mondiale de la Santé (OMS). <http://www.who.int/>

[3] L'accident vasculaire cérébral Le Figaro.fr-Santé. www.sante.lefigaro.fr.

[4] Contre l'AVC, chaque minute compte. Dernières Nouvelles d'Alsace, 29 octobre 2013

[7] Accident vasculaire cérébral. INSERM www.inserm.fr.

[9] Techniques de segmentation d'images par croissance de région developpez.net

[23] Beucher S, Ligne de partage des eaux et segmentation hiérarchique. CMM / ENSMP. http://cmm.ensmp.fr/~beucher/slideshow/cours2000fr_fichiers/frame.htm

[34] Sauver des vies humaines en accélérant le diagnostic des accidents vasculaires cérébraux. http://www.upmc.fr/fr/recherche/modelisation_ingenierie/accelerer_le_diagnostic_des_accidents_vasculaires_cerebraux.html

ANNEXE

Morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une branche des mathématiques fondée sur l'étude des ensembles permettant d'analyser les structures géométriques. Cette méthode qui a vu le jour à l'École des Mines de Paris, entre 1964 et 1968, sous l'impulsion de G. Matheron puis de J. Serra, a donné lieu depuis, à de nombreux développements.

Le développement de la morphologie mathématique a été inspiré par des problèmes de traitement d'images, domaine qui constitue son principal champ d'application. Elle fournit en particulier des outils de filtrage, segmentation, quantification et modélisation d'images.

Dans ce qui suit, nous présentons les éléments de base de la morphologie mathématique.

Nous allons étudier la morphologie mathématique appliquée à des images binaires (deux niveaux de gris) car ceci correspond à notre utilisation de cette méthode. Toutefois, l'approche peut aussi être appliquée à des images en plusieurs niveaux de gris.

Outils de la morphologie mathématique

La morphologie mathématique est connue par ses éléments ensemblistes $S \subset X$; $S \cap X \neq \emptyset$ où X est l'ensemble à analyser et S un élément structurant que l'on choisit en fonction des besoins de l'analyse. Ces relations sont en effet, à la base d'opérateurs morphologiques élémentaires qui sont l'érosion et la dilatation. Sur une image binaire, X pourra être l'ensemble des pixels blancs ou tout sous-ensemble de ce dernier, et S un sous-ensemble quelconque de l'ensemble des sites. On notera :

$X_t = \{ x + t, x \in X \}$, le translaté de X par t .

$\check{S} = \{ -s, s \in S \}$, le symétrique de S par rapport à l'origine. [15]

Soustraction de Minkowski

La soustraction de Minkowski de l'ensemble X par l'ensemble Y est définie par : [15]

$$X \ominus Y = T X_y$$

Addition de Minkowski

L'addition de Minkowski de l'ensemble X par l'ensemble Y est définie par : [15]

$$X \oplus Y = \{ x + y, x \in X, y \in Y \}$$

Érosion

L'érosion mathématique par un élément structurant S est une soustraction de Minkowski par \check{S} de telle manière que :

$$X \ominus \check{S} = \{x, S_x \subset X\}$$

Une opération d'érosion sur une image I binaire contenant des étiquettes 0 et 1 (1 et 0 représentent respectivement le blanc et le noir), par un élément structurant S , consiste à une convulsion de S avec I , centré en i . Si cette convulsion est inférieure à une valeur prédéterminée (généralement la surface de S , le nombre de pixels qui sont à 1 dans l'élément structurant lui-même), on change la valeur du pixel i dans I de 1 à 0.

L'élément structurant (erosion kernel) détermine de quelle façon l'érosion amincit les frontières dans une image.

La commande MATLAB est donnée par : $g = \text{imerode}(f, se)$. [15]

Dilatation

La dilatation mathématique par un élément structurant S est une addition de Minkowski par \check{S} telle que :

$$X \oplus \check{S} = \{x, S_x \cap X \neq \emptyset\}$$

Comme pour l'érosion, une dilatation sur une image I contenant les étiquettes 0 et 1, par un élément structurant S change la valeur du pixel i dans I de 1 à 0, si le résultat de la convolution de S avec I , centré en i , est supérieur à une valeur prédéterminée. Cette valeur est généralement nulle. L'élément structurant (dilatation kernel) détermine de quelle façon la dilatation élargit les frontières dans une image.

La commande MATLAB est donnée par : $g = \text{imdilate}(f, se)$. [15]

Filtrage morphologique

- En traitement linéaire des images, filtrer, c'est éliminer certaines composantes fréquentielles des images.

➤ Filtrage = Convolution

- En morphologie mathématique, filtrer, c'est simplifier l'image en supprimant certaines structures géométriques (à l'aide d'éléments structurants).

Remplissage de trous (Filling holes)

La reconstruction morphologique possède un large spectre d'application. Pour chaque application il faut bien sélectionner l'image 'marker' et l'image 'Mask'. Nous étudierons dans ici le cas où les objets comportent des trous.

Considérons le marqueur f_m définie comme suit :

$$f_m = \begin{cases} 1 - f(x) & \text{si } (x, y) \text{ est sur le bord de l'image} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Alors $|R_{f^c}(f_m)|^c$ a le même effet que l'opération de remplissage de trous.

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

Résumé

Dans ce manuscrit, nous nous sommes intéressés à l'analyse d'IRM cérébrales dans le cadre notamment du suivi de patients atteints d'accident vasculaire cérébral (AVC) plus particulièrement d'accident ischémique cérébral (AIC). L'extraction automatique de quantificateurs pour l'AIC a de nombreuses applications potentielles dans la prise en charge du patient. Dans un premier temps, nous nous sommes consacrés à l'étude générale de la maladie, afin de situer le rôle de l'imagerie. Nous présentons ensuite les différents prétraitements nécessaires à l'efficacité du système, puis la segmentation des régions ischémiques via une méthode coopérative basée sur la LPE et FCM. L'utilisation de la séquence de diffusion permet de spécialiser le processus pour la détection des lésions de l'accident ischémique cérébral. Une évaluation quantitative des résultats ainsi qu'un ensemble de perspectives sont enfin détaillés.

Mots clés : AVC, séquence de diffusion, segmentation, FCM, LPE

Summary

This study is concerned with the analysis of brain MRI in the case of the follow up of patients suffering from cerebrovascular accident (CVA), especially cerebral infarction (CI). The automatic extraction quantifiers has various potential applications for a better treatment of the patient. First of all, the general aspects of the illness have been defined in order to situate the role of the medical imagery. Second, the pre-treatments necessary for the efficiency of the analytical system were presented, and finally the segmentation of the ischemic regions through a cooperative method based on watershed and FCM algorithms, was defined. The utilisation of the diffusion weighted MRI has helped in focusing the process of analysis in identifying lesions cased by the ischemic stroke. Finally, a quantitative evaluation of the results has been detailed in the light of a range of theoretical perspectives.

Key words Stroke, Diffusion Weighted MRI, segmentation, FCM, watershed

تلخيص

في هذه المذكرة توجه اهتمامنا نحو تحليل التصوير بالرنين المغناطيسي الدماغي، وذلك في اطار مراقبة المرضى الذين يعانون من السكتة الدماغية او أكثر تحديدا نوبة نقص التروية الدماغية. الاستخراج التلقائي الكمي لنوبة التروية الدماغية مع العديد من التطبيقات المحتملة في رعاية المريض. في البداية ركزنا على دراسة عامة لهذا المرض من اجل معرفة دور التصوير الطبي. نقدم فيما بعد المعالجة المسبقة المختلفة اللازمة لكفاءة النظام و تقسيم المناطق الدماغية عن طريق منهج تعاوني يستند على LPE و FCM. استخدام نشر التصوير بالرنين المغناطيسي يسمح بتخصيص عملية للكشف عن افات نوبة نقص التروية الدماغية. و في الاخير لجأنا الى التقسيم الكمي للنتائج و مجموعة من وجهات نظر مفصلة.

الكلمات المفتاحية: السكتة الدماغية - الرنين المغناطيسي الدماغي - تقسيم - LPE و FCM